



Titre: Mobilité quotidienne des enfants : déterminants, caractéristiques et
Title: évolution

Auteur: Félix Pépin
Author:

Date: 2012

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Pépin, F. (2012). Mobilité quotidienne des enfants : déterminants, caractéristiques
Citation: et évolution [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/994/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie:
PolyPublie URL: <https://publications.polymtl.ca/994/>

**Directeurs de
recherche:** Catherine Morency
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

MOBILITÉ QUOTIDIENNE DES ENFANTS : DÉTERMINANTS,
CARACTÉRISTIQUES ET ÉVOLUTION

FÉLIX PÉPIN

DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE CIVIL)

DÉCEMBRE 2012

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé:

MOBILITÉ QUOTIDIENNE DES ENFANTS : DÉTERMINANTS, CARACTÉRISTIQUES ET
ÉVOLUTION

Présenté par : PÉPIN Félix

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. TRÉPANIÉ Martin, Ph. D., président

Mme MORENCY Catherine, Ph. D., membre et directeur de recherche

Mme ST-PIERRE Brigitte, M. Sc. A, membre

...a neighbourhood designed to work for kids, works for everyone.

Brent Toderian
Consultant en planification urbaine

REMERCIEMENTS

J'aimerais avant tout remercier, ma copine, Kendra, pour son support, son amour et son étonnante capacité à relativiser l'importance du processus dans lequel j'ai été embarqué au cours des deux dernières années (et des poussières...). Tu m'as aidé à garder un équilibre qui m'aura permis, j'en suis convaincu, d'apprécier autant que possible l'expérience ayant mené à la rédaction de ce mémoire.

Ensuite, je dois absolument souligner la contribution de William et Sébastien. Partager autant d'heures avec moi dans un si petit espace est déjà un accomplissement remarquable. Par contre, être capable de le faire avec la générosité et la bonne humeur qui vous a caractérisés tout au long de notre cheminement mérite sans aucun doute une reconnaissance spéciale. Merci à vous deux!

J'aimerais évidemment remercier ma directrice, Catherine Morency. Maintes fois au cours du processus tu m'auras forcé à me questionner. En rétrospective, je crois sincèrement que ça m'aura permis de mieux me développer en tant que (futur) professionnel. Sache que le support et les opportunités offertes ont été remarqués et sincèrement appréciés.

Je tiens finalement à remercier Louiselle, Hubert et tous les autres étudiants que j'ai eu la chance de côtoyer pendant mon séjour en Transports. Vous fréquenter fut, en soi, une expérience enrichissante.

RÉSUMÉ

À Montréal comme ailleurs, l'obésité infantile, notamment causée par le manque d'activité physique des enfants, est une problématique préoccupant fortement les professionnels de la santé. Plusieurs auteurs soulignent qu'un assainissement des habitudes de transport des enfants, notamment par la pratique quotidienne d'une mobilité active, pourrait contribuer à améliorer la situation. En caractérisant la mobilité des enfants de la grande région montréalaise (GRM), ce mémoire cherche donc à approfondir notre compréhension des déterminants derrière leurs habitudes de transport.

Dans ce contexte, ce mémoire s'efforce de répondre à deux objectifs. Dans un premier temps, les comportements de mobilité des jeunes de 5 à 19 ans de la GRM quel que soit le mode exploité ou le motif poursuivi sont analysés. Afin de répondre à cet objectif spécifique, la méthode de l'estimateur intrinsèque issue du processus de modélisation Âge-Période-Cohorte-Caractéristiques (APCC) permet l'exploitation des données provenant des enquêtes Origine-Destination réalisées entre 1987 et 2008. Cette approche nécessitant notamment de solides notions théoriques illustrant la problématique devant être traitée, une première analyse descriptive dû être réalisée. Par la suite, 6 indicateurs ont été modélisés : les parts modales de 4 modes (auto passager, marche, vélo et transports collectifs), la distance moyenne des déplacements réalisés et le nombre moyen de déplacements exécutés.

Par le second objectif spécifique, cette étude porte aussi une attention particulière au lien entre le lieu de domicile des étudiants de la GRM et la localisation de l'école qu'ils fréquentent. À partir des données d'inscriptions scolaires de 1998 et de 2008, un modèle de distribution permet d'évaluer l'efficacité, en matière de distances de déplacements, du choix scolaire des étudiants. Trois scénarios exploratoires basés sur la redistribution des étudiants en fonction de 3 critères ont donc été développés. La première distribution permet d'analyser un scénario où chaque étudiant fréquente l'école la plus proche de son lieu de résidence. En plus du critère de proximité, le second scénario considère le réseau souhaité (enseignement privé et public) tandis que le troisième scénario redistribue les élèves en tenant compte de la capacité des écoles telle qu'observée en 2008.

Plusieurs éléments intéressants émanent des deux approches développées dans ce travail. Le premier volet documente en détail le déclin des parts modales associées aux modes de transports

actifs avec, notamment, une diminution de près de 20 % de la part modale de la marche chez les jeunes de 5 à 9 ans entre 1987 et 2008. En revanche, le covoiturage familial, mode de transport où l'enfant est généralement passif, obtient des gains en parts modales s'élevant à 20 % au cours de la même période. La modélisation APCC permet d'isoler et de caractériser les effets d'âge, de période et de cohortes à l'origine de ces tendances. Elle permet aussi d'affirmer, par l'intégration de variables explicatives, que l'environnement et certaines caractéristiques du ménage ont une influence majeure sur cette problématique.

Les résultats présentés dans le second volet complètent parfaitement ces analyses. En effet, la baisse des parts modales des modes actifs semble être un impact concret de la diminution de leur compétitivité due, entre autres, à l'éloignement progressif des étudiants par rapport à leur lieu d'enseignement. D'abord, l'analyse comparative des données d'inscriptions scolaires permet d'affirmer que les étudiants habitent généralement plus loin de leur lieu d'enseignement en 2008 qu'en 1998 : la distance totale séparant les enfants de la GRM de leur école s'élevait à 1.807 million de kilomètres (à vol d'oiseau) en 2008, une augmentation de 7 % en 10 ans malgré une baisse de 2 % de cette population. Ensuite, l'analyse de la distribution des élèves en fonction des 3 scénarios d'optimisation permet d'évaluer les gains théoriques à 70 % de la distance originale pour le modèle de proximité. En ajoutant la contrainte réseau, ces gains s'élèveraient à 60 % et descendraient à 40 % de la distance originale en respectant aussi la capacité des établissements scolaires telle qu'observée en 2008. Ce dernier scénario pourrait tout de même générer jusqu'à 89 000 nouveaux piétons en tenant compte de différents seuils de tolérances à la marche établis en fonction de l'âge des enfants.

Les tendances qui se dessinent suite à l'analyse de ces données ne laissent toutefois présager aucun signe d'amélioration au cours des prochaines années. La dépendance automobile des enfants risque donc de s'accroître, et ce, avec tous les inconvénients que cela peut avoir sur leur santé, leur développement et l'efficacité des réseaux de transport métropolitains.

ABSTRACT

Childhood obesity is caused, among other things, by the lack of physical activity among children. For many years now, this has been an issue that strongly concerns health professionals all over the world. Several authors emphasize that some changes in children's transportation habits, including the daily practice of active mobility, could help improve this situation. By characterizing the mobility of children in the greater Montreal area (GRM), this thesis seeks to deepen our understanding of the factors behind children's transportation habits.

In this context, this paper addresses two main objectives. First, it analyzes the mobility behavior of children aged 5 to 19 years within the GRM. To consider this specific objective, the intrinsic estimator method of the Age-Period-Cohort-Characteristics (APCC) modelling process allows the use of data from the Origin-Destination surveys conducted from 1987 to 2008. This approach requires particularly strong theoretical bases documenting the problem to be treated. Therefore a descriptive analysis was also performed. Six indicators were modeled: the modal share of 4 transportation modes (car passenger, walking, cycling and public transportation), the average distance of trips made and the average number of trips performed.

This study also pays special attention to the relationship between the place of residence of the students of the GRM and the location of the school they attend. From two school enrollment databases (1998 and 2008), a distribution model was developed to evaluate the effectiveness, in terms of travel distances, of the school choice made by students and/or their parents. Three exploratory scenarios based on the distribution of students according to three criteria are presented. The first distribution analyzes a scenario where each student attends the school closest to their home. In addition to the criterion of proximity, the second scenario considers the desired network (private and public education) while the third scenario redistributes students taking into account the capacity of schools as observed in 2008.

Several interesting elements come from the two approaches developed in this work. The first part documents in detail the modal shares decline associated with active modes of transportation, including a reduction of nearly 20% of the modal share of walking in children aged 5 to 9 years between 1987 and 2008. However, carpooling, a mode where the child is generally passive, saw its modal shares grow of 20% during the same period. APCC modeling is then used to isolate and characterize the effects of age, period and cohort behind these trends. The integration of

explanatory variables also helps to assess the major influence of neighborhood and household characteristics on this issue.

The results presented in the home school distance section of this thesis perfectly complement those last analyses. The decline in modal share of active modes seems to be a concrete impact of their reduced competitiveness due, among other things, to the gradual increase of the distance between students and their school. First, the comparative analysis of the GRM's enrollment data suggest that students generally live further from their school in 2008 than they did in 1998: the total distance separating children from their school amounted to 1.807 million kilometers (straight line distance) in 2008, an increase of 7% in 10 years despite a decline of 2% of the student population attending preschool, elementary or high school. Second, the analysis of the distribution of students according to three optimization scenarios evaluates the theoretical reduction to 70% of the original distance for the proximity model. By adding the network constraint, this decrease is estimated at 60% while it drops to 40% of the original distance when the model takes the capacity of schools (as observed in 2008) into account. The latter scenario could still generate up to 89,000 potential pedestrians based on different tolerance thresholds distances computed according to the age of the children.

Unfortunately, the trends identified in this thesis suggest no sign of improvement in the coming years. Car dependency of children is therefore likely to increase with all the inconvenience this may have on their health, development and the effectiveness of metropolitan transport networks.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	IX
LISTE DES TABLEAUX.....	XIII
LISTE DES FIGURES.....	XIV
LISTE DES GRAPHIQUES	XVI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVII
LISTE DES ANNEXES	XVIII
INTRODUCTION.....	1
1.1 Problématique de recherche	1
1.2 Objectifs du projet de recherche.....	2
1.3 Structure du document	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	5
2.1 Évolution de la mobilité des enfants	5
2.1.1 Tendances observées	5
2.1.2 Déterminants du choix modal	6
2.2 Impacts sur le développement.....	10
2.2.1 Santé physique.....	10
2.2.2 Développement cognitif	12
2.3 Mobilité des enfants : modélisations courantes.....	13
2.3.1 Modèles de choix modal	14
2.3.2 Modèles d'association mode et santé physique.....	15

2.4	La modélisation Âge-Période-Cohorte.....	15
2.4.1	Définition des effets et visualisation	16
2.4.2	Limites.....	19
2.4.3	Approches.....	20
CHAPITRE 3	MÉTHODOLOGIE : MODÈLES APC	23
3.1	Système d'informations.....	23
3.1.1	Territoire d'analyse	23
3.1.2	Ensembles de données.....	23
3.1.3	Visualisation des effets APC	25
3.2	Procédure de modélisation APC(C)	26
3.2.1	Structure des bases de données	27
3.2.2	Modélisation de référence et significativité des coefficients	28
3.2.3	Ajustement du modèle.....	30
3.2.4	Analyse des probabilités et des erreurs	32
3.2.5	Simulations probabilistes pour distributions binomiales et validation.....	33
CHAPITRE 4	ANALYSE DESCRIPTIVE DE LA MOBILITÉ DES JEUNES.....	37
4.1	Caractérisation et analyse de la mobilité des enfants.....	37
4.1.1	Composition démographique	38
4.1.2	Distance des déplacements.....	41
4.1.3	Nombre de déplacements	42
4.1.4	Durée des activités	44
4.1.5	Répartition modale	47
4.1.6	Discussion	55
CHAPITRE 5	L'ÉLOIGNEMENT SCOLAIRE.....	59

5.1	Méthodologie spécifique	60
5.1.1	Données exploitées.....	60
5.1.2	Processus itératif de distribution	61
5.2	Analyse évolutive des effectifs et de l'éloignement scolaire	64
5.2.1	Caractérisation des effectifs	66
5.2.2	Distribution de référence : éloignement scolaire en 2008.....	68
5.3	Analyse exploratoire : redistribution scolaire	70
5.3.1	Modélisations	70
5.3.2	Constats	71
5.3.3	Discussion	77
5.4	Conclusion.....	81
CHAPITRE 6 MODÉLISATION APC DE LA MOBILITÉ DES ENFANTS.....		83
6.1	Analyse du mode auto passager (AP)	84
6.1.1	Définition du modèle.....	84
6.1.2	Identification des effets	86
6.1.3	Ajustement et répartition géographique des probabilités.....	87
6.2	Analyse du mode Bus (autobus public et scolaire)	88
6.2.1	Définition du modèle.....	89
6.2.2	Identification des effets	90
6.2.3	Ajustement et répartition géographique des probabilités.....	92
6.3	Analyse du mode marche	93
6.3.1	Définition du modèle.....	93
6.3.2	Identification des effets	95
6.3.3	Ajustement et répartition géographique des probabilités.....	96

6.4	Analyse du mode vélo	97
6.4.1	Définition du modèle.....	98
6.4.2	Identification des effets	99
6.4.3	Ajustement et répartition géographique des probabilités	101
6.5	Analyse des distances moyennes de déplacement.....	101
6.5.1	Définition du modèle.....	102
6.5.2	Identification des effets	104
6.5.3	Ajustement et répartition des erreurs	105
6.6	Analyse du nombre moyen de déplacements	109
6.6.1	Définition du modèle.....	109
6.6.2	Identification des effets	111
6.6.3	Ajustement et répartition des erreurs	111
6.7	Discussion	114
6.7.1	Choix modal et développement.....	114
6.7.2	Environnement urbain	116
CONCLUSION		120
RÉFÉRENCES.....		126
ANNEXES		131

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3-1. Bases de données OD originales, individus de 0 à 39 ans	23
Tableau 3-2. Nomenclature des âges, périodes et cohortes.....	24
Tableau 3-3. Informations tirées du module APC_IE après modélisation.....	29
Tableau 4-1. Statistiques relatives à la marche et au vélo en 2008 (5-19 ans).....	54
Tableau 5-1. Inscriptions scolaires en 2008	60
Tableau 5-2. Tableau des pertes kilométriques associées aux modèles A, B et C.....	70
Tableau 6-1. Extrait des spécifications du modèle AP telles que produites par Stata	85
Tableau 6-2. Extrait des spécifications du modèle Bus telles que produites par Stata	90
Tableau 6-3. Extrait des spécifications du modèle Marche telles que produites par Stata	94
Tableau 6-4. Extrait des spécifications du modèle Vélo telles que produites par Stata.....	99
Tableau 6-5. Extrait des spécifications du modèle Dmoy telles que produites par Stata	104
Tableau 6-6. Extrait des spécifications du modèle Nodeplac telles que produites par Stata	110

LISTE DES FIGURES

Figure 2-1. Illustration des effets d'âge (A), de période (P) et de cohorte (C)	17
Figure 2-2. Diagramme de Lexis (Sala, 2009)	18
Figure 3-1. Classes de densités exploitées dans les modèles	32
Figure 3-2. Modélisations des parts modales par simulations probabilistes (Marche)	35
Figure 3-3. Comparaison des données réelles aux données modélisées	35
Figure 4-1. Pyramides d'âge (5-19 ans) des données OD en 1998 et 2008	39
Figure 4-2. Évolution du nombre d'enfants entre 1987 et 2008	39
Figure 4-3. Densités d'enfants par secteur en 1987, 1998 et 2009	40
Figure 4-4. Proportion des jeunes (5-19 ans) en activité selon le sexe et le motif.....	46
Figure 4-5. Proportion des déplacements effectués par les enfants en fonction du mode	47
Figure 4-6 Proportion des déplacements AP par sexe, âge et période	49
Figure 4-7. Part modale de l'autobus scolaire chez les 5-19 ans en 2008.....	52
Figure 4-8. Distance moyenne des déplacements par secteur géographique (5-19 ans en 2008) ..	55
Figure 4-9. Part modale de la marche et du vélo (MV) par secteur géographique	58
Figure 5-1. Territoire à l'étude et subdivisions d'analyse.....	61
Figure 5-2. Production des distributions	62
Figure 5-3. Densité d'étudiants en 2008 selon leur lieu de domicile.....	65
Figure 5-4. Évolution relative du nombre d'étudiants par secteur entre 1998 et 2008	66
Figure 5-5. Minimisation globale de l'éloignement scolaire	72
Figure 5-6. Éloignement scolaire moyen observé (2008) par établissement scolaire	76
Figure 5-7. Éloignement scolaire moyen simulé (Distribution C) par établissement scolaire.....	77
Figure 6-1. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode AP.....	87
Figure 6-2. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (AP).....	88

Figure 6-3. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Bus.....	92
Figure 6-4. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Bus)	92
Figure 6-5. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Marche.....	96
Figure 6-6. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Marche)	97
Figure 6-7. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Vélo	100
Figure 6-8. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Vélo).....	101
Figure 6-9. Effets APC pour la modélisation des distances moyennes de déplacements	105
Figure 6-10. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Dmoy).....	106
Figure 6-11. Analyse des écarts, simulation de la distance moyenne des déplacements	108
Figure 6-12. Illustration des effets APC pour la modélisation du nombre de déplacements	111
Figure 6-13. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (nodeplac)	112
Figure 6-14. Analyse des écarts, simulation du nombre de déplacements.....	113

LISTE DES GRAPHIQUES

Graphique 3-1. Illustration simultanée des 3 catégories d'effets	26
Graphique 4-1. Enfants recensés par enquête	38
Graphique 4-2. Évolution des distances moyennes des déplacements.....	41
Graphique 4-3. Distances moyennes par période et groupe d'âge : motif études	42
Graphique 4-4. Évolution du nombre moyen de déplacements par individu.....	43
Graphique 4-5. Évolution de la proportion des non-mobiles	44
Graphique 4-6. Répartition modale en 1987 et 2008 selon le sexe	48
Graphique 4-7. Évolution des déplacements auto passager	49
Graphique 4-8. Évolution des déplacements TC.....	50
Graphique 4-9. Comparaison par sexe de l'utilisation du mode TC	51
Graphique 4-10. Évolution des déplacements en autobus scolaire	51
Graphique 4-11. Évolution des déplacements en transports actifs.....	53
Graphique 4-12. Proportion des déplacements Marche/Vélo selon l'âge et la cohorte (87-08)	57
Graphique 5-1. Distribution des étudiants selon leur éloignement scolaire en 1998 et 2008	67
Graphique 5-2. Distribution des étudiants par réseau en fonction de l'éloignement scolaire.....	68
Graphique 5-3. Distribution des étudiants en fonction de l'éloignement scolaire	73
Graphique 5-4. Piétons potentiels selon le niveau d'enseignement	78
Graphique 5-5. Piétons potentiels selon le réseau fréquenté.....	80
Graphique 6-1. Coefficients des variables de densité	118

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

AC	Auto conducteur
AP	Auto passager
AU	Autre mode
APC(C)	Âge-Période-Cohorte-Caractéristiques
BS	Autobus scolaire
GRM	Grande région de Montréal
IE	Estimateur intrinsèque
IMC	Indice de masse corporelle
KR	« Kiss and ride »
MV	Marche ou vélo
OD	Origine-destination
PR	« Park and ride »
RA	Région administrative
SD	Sans déplacement
TA	Transports actifs
TC	Transports collectifs
TCBS	Combinaison du transport collectif et de l'autobus scolaire

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 – Paramétrage du module apc_ie pour Stata.....	131
Annexe 2 – Index des variables.....	132
Annexe 3 – Descriptif des variables de la BD individus.....	133
Annexe 4 – Descriptif des variables de la BD déplacements.....	134

INTRODUCTION

Lorsqu'il s'agit de l'étude des enfants dans le domaine des transports, les travaux diffusés, tout comme les initiatives leur étant destinées les présentent généralement en tant que victimes. D'un côté, l'impact des polluants générés par les déplacements motorisés sur leur santé, de la pollution sonore sur leurs capacités d'apprentissages, de la vitesse (ou de l'intensité des débits) des véhicules sur leur intégrité physique ou de la mobilité active sur leur poids représente bien souvent le type de thématique abordée lorsque les jeunes sont étudiés sous l'angle des transports. De l'autre, maints projets, tels que les Trottibuses de la Société canadienne du cancer et Mon école à pieds, à vélo de l'organisme Vélo-Québec misent sur l'éducation des jeunes afin qu'ils adaptent leurs rares déplacements actifs aux conditions routières dictées principalement par les automobilistes, les positionnant ainsi toujours en victimes. Le reste de la littérature portant sur les comportements de mobilité des enfants s'intéresse presque exclusivement aux déplacements scolaires des enfants. Les travaux ayant cette thématique en tant que prémisses se penchent généralement sur les facteurs influençant les choix modaux pour ce type de déplacements ainsi qu'aux bienfaits de l'activité physique générée par les déplacements actifs dans un tel contexte. Somme toute, l'enfant, en tant qu'acteur contribuant quotidiennement au niveau d'efficacité des réseaux de transports métropolitains, est un concept communément ignoré par les chercheurs de ce domaine d'études. Ce mémoire cherche donc, entre autres choses, à susciter la réflexion sur l'impact qu'ont les enfants sur les déplacements d'une partie importante de la population.

1.1 Problématique de recherche

La problématique générale derrière le processus décrit dans ce document se résume en quelques mots : quelle est l'importance de l'enfant dans l'analyse de la mobilité à l'échelle métropolitaine? En transports, l'enfant n'est que trop rarement considéré comme un acteur à part entière contribuant quotidiennement au niveau d'utilisation des réseaux métropolitains. Or, il n'existe que peu de facteurs influençant davantage la mobilité d'un ménage que la naissance, puis le développement d'un enfant. En effet, sans même avoir à le demander, le ménage adapte l'ensemble de ses habitudes de mobilité en fonction des besoins des plus jeunes membres de la famille. En réalité, l'enfant n'est pas qu'un simple acteur parmi l'ensemble des utilisateurs des réseaux de transport; il représente maintenant un générateur de déplacements pour les ménages

dont il fait partie. En quelques années à peine, la garderie, l'école, l'aréna, le parc ou la maison des amis deviennent d'importantes destinations (particulièrement en matière de fréquence) pour le ménage. Les contraintes imposées par l'horaire de l'enfant dictent la plupart du temps le mode de déplacement privilégié par ses parents. Donc, notamment en termes de motifs, de fréquence et de mode, la présence d'un enfant au sein d'un ménage en marque profondément les habitudes de mobilité. Il n'est donc pas faux de le considérer comme une variable sur la mobilité globale des membres d'un ménage, mais ce rôle semble réducteur considérant la demande qu'il génère. À l'échelle métropolitaine, cette influence ne doit donc plus être ignorée si une modification des habitudes de déplacement des Montréalais est réellement attendue au cours des prochaines années.

1.2 Objectifs du projet de recherche

Le principal objectif de ce mémoire repose directement sur la problématique soulignée dans le paragraphe précédent, soit la caractérisation de la mobilité quotidienne des enfants de la GRM. Pour ce faire, deux objectifs spécifiques ont été identifiés.

Le premier consiste à **analyser les comportements individuels de mobilité des enfants tels que révélés par les grandes enquêtes Origine-Destination (OD)** développées dans la grande région montréalaise. Pour ce faire, la réalisation d'une analyse descriptive de l'évolution de la mobilité des enfants résidant à l'intérieur des frontières de l'aire métropolitaine montréalaise s'avère nécessaire. Celle-ci permet d'identifier la pertinence de plusieurs indicateurs qui seront par la suite traités à travers l'exploitation de modélisations de type Âge-Période-Cohorte (APC). En plus de participer à la caractérisation des comportements des jeunes de la GRM en matière de mobilité, ces modèles pourraient éventuellement contribuer à projeter l'évolution de la mobilité des enfants selon différents scénarios. L'approche privilégiée au cours de ce travail vise ainsi à offrir un point de vue sur cette question qui soit construit sur une méthodologie n'ayant pas encore été exploitée pour évaluer cette thématique.

Le second objectif spécifique consiste à **caractériser les liens entre le lieu de domicile des étudiants de la GRM d'ordre préscolaire, primaire et secondaire et leur école**. Cet objectif se différencie des nombreuses autres études portant sur les déplacements scolaires par les données exploitées (celles-ci étant effectivement rarement mises à disposition de chercheurs) et par

l'approche méthodologique privilégiée. Cette thématique, par le développement de différents modèles de distribution, vise d'abord à améliorer la compréhension du phénomène de choix de localisation scolaire et d'introduire le concept d'éloignement scolaire. Ces deux éléments permettent quant à eux de réfléchir à l'impact collectif de certaines décisions individuelles réalisées sur des sujets sans liens apparents avec le domaine des transports. Ils ne visent toutefois pas à quantifier cet impact spécifique. Le processus développé en rapport avec cet objectif spécifique cherche plutôt à mettre en évidence l'idée que l'assainissement des habitudes de déplacements de la population ne passe pas uniquement par l'optimisation des réseaux de transport existants ou par le développement de nouvelles technologies. Une piste de solution à la problématique des transports au sein de la GRM se trouve peut-être davantage dans une modification de la relation entretenue par notre société envers différentes problématiques connexes au domaine des transports. Enfin, l'analyse de l'éloignement scolaire des élèves montréalais cherche aussi à évaluer le potentiel des modes de déplacement actifs dans un scénario où l'attribution des élèves aux établissements scolaires serait optimisée en fonction de la localisation de leur domicile.

1.3 Structure du document

En excluant cette section et la conclusion, ce mémoire est composé de 5 autres chapitres. Le Chapitre 2 constitue une base d'informations permettant de synthétiser les connaissances déjà développées dans la littérature selon deux orientations. La première s'adresse spécifiquement à l'enfant et recense plusieurs articles et ouvrages portant sur l'évolution de la mobilité des enfants et la contribution des différents modes de transport sur le développement des jeunes. La seconde orientation de ce qui constitue la revue de littérature de ce travail s'intéresse davantage à la méthodologie derrière l'étude de la mobilité des enfants. En ce sens, un survol des techniques de modélisation des comportements des enfants en transport sera développé avant de terminer ce chapitre avec un résumé des grandes notions nécessaires à la compréhension du processus de modélisation âge-période-cohorte.

Le troisième chapitre présente la méthodologie sur laquelle repose l'exploitation des modèles APC. Celle-ci est ici décomposée en cinq grandes étapes : l'organisation des données, le développement d'une modélisation de référence, l'ajustement du modèle par l'intégration de variables explicatives, l'analyse des erreurs et la validation par simulation probabiliste. Ces

étapes visent à mettre la table aux analyses APC(C) réalisées ultérieurement, mais, surtout, à fournir une procédure de base intelligible (sans nécessairement être exhaustive) à quiconque voudrait exploiter cet outil sans trop de difficultés.

Le chapitre suivant est composé d'une analyse descriptive de la mobilité des enfants de la GRM. Cette étude s'avère nécessaire en vertu de certaines caractéristiques spécifiques aux modèles de type APC, particulièrement lors de l'étape d'identification des effets (cette particularité sera traitée dans la section 2.4.2.1).

Le Chapitre 5 présente ensuite une analyse exploratoire (ainsi que l'élaboration des concepts, la méthodologie et les diverses analyses lui étant associée) ayant mené au développement de différents modèles de redistribution des étudiants aux écoles de la GRM. C'est ce chapitre qui permet de cibler le second objectif spécifique présenté précédemment.

Finalement le Chapitre 6 contient l'ensemble des résultats issus des modélisations APC(C). Ceux-ci impliquent donc la définition des modèles, l'analyse des effets d'âge, de période, de cohorte et le traitement des erreurs générées par le processus de modélisation. Ces éléments seront bien sûr suivis d'une discussion reprenant certains constats marquants et quelques hypothèses soulignées à partir des résultats présentés.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Globalement, les travaux portant sur la mobilité des enfants se concentrent sur quelques thématiques bien précises. En effet, une importante proportion des études recensées analysent les déplacements des jeunes sous l'angle des déplacements scolaires, des modes de transports actifs (et de la sécurité de jeunes les pratiquant) ou encore d'une combinaison de ces derniers éléments. Cette revue de littérature s'efforcera de souligner, lorsque possible, les éléments portant sur la mobilité générale des enfants. Certains éléments étudiés dans un contexte de mobilité scolaire, notamment ceux traités au sein de la sous-section 2.2, peuvent tout de même être transférés à la mobilité générale des enfants sans trop de problèmes en raison de l'intérêt porté plus précisément au mode de transport plutôt qu'au contexte particulier des déplacements scolaires.

Ensuite, un bref historique des méthodes utilisées dans la modélisation des habitudes de déplacements des enfants est développé. Finalement, cette revue de littérature se termine par un survol des concepts et de certaines méthodes associées aux analyses âge-période-cohorte.

2.1 Évolution de la mobilité des enfants

2.1.1 Tendances observées

Actuellement, une grande partie de la littérature dédiée à la mobilité des enfants semble souligner la présence de deux tendances principales. D'abord, les modes de transports actifs (TA) voient leur popularité décliner avec le temps alors que plusieurs études confirment la croissance de la popularité de la voiture au cours des dernières décennies. L'intensité du phénomène varie légèrement selon le territoire observé. D'abord, en Angleterre, la part modale des déplacements réalisés en voiture a augmenté de 28 points entre 1964 et 1999, passant ainsi de 19 % à 47 % au cours de cette période (R. L. Mackett, Lucas, Paskins, & Turbin, 2002). Au Danemark, les déplacements réalisés en automobile par les enfants de 6 à 10 ans ont plus que doublé alors que les parts modales de la marche ont diminué de 40 % entre 1978 et 2000 (Jensen & Hummer, 2002). Chez les jeunes âgés de 11 et 12 ans, la proportion des déplacements en voiture aurait plus que triplé au cours des mêmes années (Jensen & Hummer, 2002). Une étude canadienne évalue quant à elle qu'entre 1986 et 2006, les parts modales de la marche à pied en période de pointe du matin seraient passées de 53 % à 42,5 % pour les jeunes de 11 à 13 ans et de 38,6 % à 30,7 %

pour les jeunes de 14 et 15 ans (Buliung, Mitra, & Faulkner, 2009). Pendant ce temps, la tendance inverse était évidemment observée pour l'automobile. En effet, ses parts modales seraient passées de 14,6 % à 29,2 % chez les plus jeunes tandis que la proportion des déplacements réalisés en voiture par les adolescents âgés de 14 et 15 ans aurait augmenté de 19,3 points, pour s'établir à 33,5 % en 2006 (Buliung et al., 2009).

En matière de déplacements scolaires, les tendances observées dans la littérature identifient des comportements similaires à ceux décrits précédemment. En effet, plusieurs travaux révèlent une baisse drastique des écoliers pratiquant les transports actifs (Buliung et al., 2009; McDonald, 2007; Transport Data Centre, 2003; Van Der Ploeg, Merom, Corpuz, & Bauman, 2008). Certains des chiffres les plus surprenants témoignent d'une diminution de plus de 50 % des élèves profitant de la marche ou du vélo en 12 ans (1971 – 1983) pendant que le nombre d'utilisateurs de l'automobile triplait (Van Der Ploeg et al., 2008). Une autre étude souligne que, malgré le fait que les parts modales d'utilisation de la voiture par les enfants n'atteignent toujours pas celles de leurs parents, leur progression au cours des dernières années leur est tout de même supérieure (R. L. Mackett, 2001). Cette évolution de la part modale de l'automobile pour les déplacements scolaires s'expliquerait notamment par l'augmentation des distances observées entre le domicile des étudiants et leur établissement d'enseignement (R. L. Mackett, 2001; McDonald, 2007; Transport Data Centre, 2003), mais là n'est pas l'unique facteur en cause. La section 2.1.2 permettra justement d'identifier plus précisément quelles sont les principales variables à l'origine du choix modal des enfants.

2.1.2 Déterminants du choix modal

Trois grandes familles d'indicateurs semblent être à l'origine de la répartition modale des déplacements des enfants : les indicateurs personnels, familiaux et environnementaux. Concernant les déterminants familiaux, il n'est pas surprenant d'apprendre qu'une majorité de ces derniers sont issus des caractéristiques, des habitudes ou de la perception des parents à l'endroit de différents phénomènes. En premier lieu, plusieurs études soulignent que le revenu des parents constitue un indicateur significatif dans le choix modal des jeunes (McDonald, 2007, 2008; McMillan, 2007; Pabayo & Gauvin, 2008; Pabayo et al., 2011; Zwerts & Wets, 2006). Ces travaux semblent effectivement avoir observé qu'une hausse du revenu familial engendre une baisse de l'utilisation des transports actifs et vice versa. Bien que ce ne soit pas mentionné dans

ces études, il serait intéressant d'analyser l'effet « proxy » d'un tel indicateur. Il est fort probable que le revenu familial soit directement lié à plusieurs indicateurs environnementaux (comme le quartier de résidence, par exemple) et que l'effet attribué au revenu ne soit, en réalité, qu'un amalgame d'effets pouvant être expliqués par certains phénomènes plus utiles dans une optique concrète d'intervention. Dans le même ordre d'idées, plusieurs études soulignent que la motorisation d'un ménage influence positivement l'utilisation de la voiture dans la réalisation des déplacements des enfants (Bringolf-Isler et al., 2008; Ewing, Schroeer, & Greene, 2004; Lewis & Torres, 2010; Zwerts & Wets, 2006). Bien que la littérature ne soit pas unanime sur le sujet (McMillan, 2007), différents éléments permettent de comprendre en quoi la significativité de cet indicateur est parfaitement logique. D'abord, l'arrivée d'un enfant au sein d'un ménage serait un facteur influençant l'acquisition d'une voiture (R. L. Mackett et al., 2002). Ensuite, le taux de motorisation indique évidemment la disponibilité de ce mode de transport et, logiquement, un enfant grandissant au sein d'une famille possédant une voiture risque davantage devoir l'utiliser qu'un jeune faisant partie d'un ménage sans automobile. Par la suite, l'utilisation de ce mode permet de protéger physiquement l'enfant par rapport à différents aspects de l'environnement craints par les parents en limitant leur exposition aux risques perçus. De plus, plusieurs adultes considèrent l'accompagnement de leurs enfants, quel que soit le mode, comme un devoir, celui-ci leur permettant d'atteindre différents objectifs tels que la sécurité de l'enfant ou le partage d'un moment d'intimité avec celui-ci (Fotel & Thomsen, 2004). La voiture représente sans doute le mode d'accompagnement par excellence. Lorsqu'en plus d'atteindre ces objectifs, leur horaire ou leur trajet leur permet de combiner leurs déplacements à ceux de leurs enfants (Collins & Kearns, 2001; Heelan et al., 2005; Wen et al., 2008), il semble logique que le mode pratiqué par un adulte influence fortement celui de son enfant. En plus des possibilités liées à l'horaire de travail ou à la commodité attribuée à un choix modal pour l'adulte, certains travaux avancent que le mode de déplacement généralement utilisé par l'adulte influence sa perception du milieu et, du même coup, son opinion des autres options de transport (Cloutier, Bergeron, & Apparicio, 2010; Lewis & Torres, 2010; McMillan, 2007; Merom, Tudor-Locke, Bauman, & Rissel, 2006). Autrement dit, un parent utilisant quotidiennement sa voiture risque de percevoir davantage de dangers environnementaux pour son enfant que l'adulte ayant adopté les modes actifs. C'est donc pourquoi le mode de transport utilisé par l'enfant s'apparenterait souvent à celui privilégié par ses parents. Enfin, la présence de plusieurs enfants au sein d'un ménage semble être positivement

associée à l'utilisation de modes de transport actifs (McDonald, 2008; McMillan, 2007; Pabayo et al., 2011; Zwerts & Wets, 2006). Il est probable que le fait qu'un enfant n'ait simplement pas à être seul pour un déplacement soit suffisant pour sécuriser les adultes lorsqu'ils doivent prendre une décision sur le choix du mode utilisé par leurs enfants.

La deuxième catégorie de déterminants du choix modal est composée des caractéristiques personnelles des enfants. Premièrement, l'âge d'un enfant semble influencer le choix du mode de transport à différents niveaux. D'abord, Pabayo et Gauvin (2008) indiquent qu'en matière de déplacements scolaires, la popularité de la marche et de la voiture diminue avec l'âge au profit de l'utilisation des transports collectifs et de l'autobus scolaire. D'autres auteurs indiquent que les transports actifs seraient principalement utilisés chez les élèves d'âge primaire au Canada (Cameron, Wolfe, & Craig, 2007) alors qu'en Nouvelle-Zélande, des entrevues menées auprès des parents mentionnent que l'âge représente effectivement une raison valable pour un adulte d'aller reconduire son enfant vers l'école. Une autre étude mentionne aussi que l'âge pourrait influencer la proportion des déplacements actifs pouvant être réalisés par un enfant (Merom et al., 2006). Deuxièmement, le sexe de l'enfant est considéré, dans plusieurs travaux, comme étant un indicateur permettant d'évaluer sa propension à adopter un mode actif (Cameron et al., 2007; Merom et al., 2006; Pabayo & Gauvin, 2008; Zwerts & Wets, 2006). Dans ces quatre études, les jeunes garçons semblent effectivement plus enclins à marcher pour leurs déplacements scolaires que les jeunes filles. Encore une fois, la littérature n'est pas unanime sur le sujet. En effet, quelques études remettent en cause ces résultats en indiquant que cette caractéristique n'aurait aucun effet statistiquement significatif sur l'utilisation des transports actifs (Pabayo et al., 2011; Yeung, Wearing, & Hills, 2008), ou que si un tel effet existe, celui-ci serait bien moins important qu'il est habituellement reporté (McDonald, 2008). Troisièmement, l'origine ethnique des jeunes pourrait aussi avoir une certaine influence dans la modélisation de leur comportement de transport (McDonald, 2007, 2008) sans que ce soit un déterminant très important (McMillan, 2007). Au même titre que le revenu familial traité un peu plus tôt, il serait intéressant d'observer plus précisément si l'influence attribuée à cet indicateur n'est pas davantage due à sa corrélation avec d'autres phénomènes plutôt qu'à l'ethnicité particulière d'un individu. En somme, les déterminants personnels de choix modal semblent découler des perceptions parentales des capacités de leurs enfants à « affronter » les rigueurs de l'environnement où ils doivent se déplacer (R. L. Mackett et al., 2002). Ce serait donc pourquoi les parents hésiteraient moins à

faire marcher leurs enfants si ce sont des garçons, s'ils sont assez âgés ou même, s'il sont assez développés physiquement (Bringolf-Isler et al., 2008).

Les facteurs environnementaux composent quant à eux la troisième catégorie d'indicateurs de choix modal chez les jeunes. L'ensemble des travaux consultés s'accorde d'abord pour affirmer que la distance (ou le temps de déplacement) représente un des principaux facteurs permettant d'expliquer le choix modal des enfants (Bringolf-Isler et al., 2008; Collins & Kearns, 2001; Ewing et al., 2004; Heelan et al., 2005; Lewis & Torres, 2010; McDonald, 2007, 2008; McMillan, 2007; Merom et al., 2006; Zwerts & Wets, 2006). Ainsi, les modes actifs seraient plus compétitifs sur de courtes distances, leur attractivité baissant au fur et à mesure que les distances à parcourir augmentent. Par contre, l'aménagement urbain tel qu'il se dessine depuis maintenant plusieurs décennies n'encourage pas la réduction des distances entre les lieux d'origines et de destinations de la population, notamment des enfants et ce, quel que soit le motif. Dans les faits, les écoles, source de plus du tiers des déplacements des enfants (R. L. Mackett, 2001), et les ménages s'éloignent de plus en plus les uns des autres (McDonald, 2007; Transport Data Centre, 2003). Donc, par défaut, le potentiel des déplacements actifs ne cesse de diminuer. L'aménagement urbain offre d'autres indicateurs expliquant le choix modal des enfants. D'abord, la densité de population, notion intimement liée à la distance des déplacements (la présence d'une grande clientèle sur une petite superficie de territoire légitime habituellement la présence d'une école au sein dudit territoire, ce qui permet de minimiser la longueur des déplacements), influencerait positivement la marche (McDonald, 2008). Ensuite, la présence (et l'absence) d'infrastructures telles que des trottoirs (Ewing et al., 2004), des feux de circulation ou des traverses piétonnières (Timperio, Crawford, Telford, & Salmon, 2004) constituerait aussi un facteur pris en compte lors du choix modal des enfants tout comme la présence d'un grand nombre d'enfants dans le quartier où les déplacements doivent être réalisés (Bringolf-Isler et al., 2008). Par contre, tel qu'il a été expliqué un peu plus haut, la perception du milieu par les adultes est un phénomène important. Il a même été démontré que la perception parentale de l'environnement influence bien davantage les déplacements des enfants que leur propre évaluation du territoire (Timperio et al., 2004). Autrement dit, la sélection d'un mode de transport pour les déplacements des jeunes serait influencée par la lecture personnelle des parents de l'environnement où doivent évoluer leurs enfants. Ainsi, lorsqu'un adulte perçoit un niveau de risque élevé lié à l'environnement (une lecture subjective de la sécurité générale d'un quartier),

les modes de transports actifs risquent d'y être moins populaires par rapport aux autres modes de déplacement (Bringolf-Isler et al., 2008; Cameron et al., 2007; Cloutier et al., 2010; Heelan et al., 2005). Par contre, cet élément s'appliquerait davantage au sein de quartiers plus aisés selon une étude réalisée à Montréal. Celle-ci démontre effectivement que les enfants habitant un quartier défavorisé en matière d'environnement bâti, de sécurité du réseau (trafic, sécurité et présence d'infrastructures piétonnes) et de statut socio-économique utilisent davantage les transports actifs que leurs confrères profitant de meilleures infrastructures ou, du moins, d'un statut socio-économique supérieur (Pabayo et al., 2011). Les enfants provenant de milieux plus difficiles exploiteraient donc davantage les modes actifs, mais augmenteraient par le fait même leur exposition au risque. Bien qu'une certaine partie de ce phénomène soit lié aux opportunités de transport disponibles pour les ménages de quartiers défavorisés, il serait tout de même intéressant d'analyser l'influence du lieu de résidence sur la perception du risque chez les parents, mais là n'est pas l'objet de cette revue de littérature. Pour terminer, la crainte de l'étranger (*Stranger-Danger*), particulièrement présente chez les parents (Collins & Kearns, 2001; Heelan et al., 2005; Larsen, Buliung, Faulkner, & Fusco, 2012), semble aussi influencer l'utilisation des modes actifs chez les enfants.

2.2 Impacts sur le développement

La littérature recensée dans la section 2.1 semble identifier un déclin général dans la popularité des modes de transport actifs chez les enfants. Or, lorsqu'ils sont interrogés, plusieurs jeunes indiquent qu'ils privilégieraient les transports actifs (Collins & Kearns, 2001) avant l'automobile dans la réalisation de leurs déplacements ce qui irait à l'encontre des croyances de plusieurs parents (Fotel & Thomsen, 2004). Un éventuel renversement des tendances pourrait bénéficier grandement aux enfants, tant sur le plan physique, que cognitif.

2.2.1 Santé physique

L'obésité est maintenant un fléau largement reconnu dans l'ensemble des pays occidentaux et se propage rapidement sur la planète. Concrètement, la revue de littérature portant sur l'obésité infantile menée par Wang et Lobstein (2006) tire plusieurs conclusions. D'abord, cette problématique est en croissance rapide un peu partout sur la planète, mais plus spécifiquement au sein des pays industrialisés tels le Canada, les États-Unis, le Brésil,

l'Australie, le Japon, la Finlande, l'Espagne, etc. où la prévalence des enfants d'âge scolaire au surplus de poids ou à l'obésité aurait doublé et même triplé depuis les années 1970 (Wang & Lobstein, 2006). Cet article mentionne également qu'en Amérique du Nord, de 20 % à 30 % des écoliers seraient susceptibles d'être atteints de surplus de poids ou d'obésité et que cette situation toucherait de plus en plus d'enfants d'âge préscolaire. Considérant le fait qu'un individu souffrant d'obésité augmente considérablement ses risques d'être atteint de maladies cardiovasculaires, de diabète, de maladies coronariennes et des cancer les plus répandus (Davison, Werder, & Lawson, 2008; International Association for the Study of Obesity, 2012), l'importance d'adopter de saines habitudes de vie dès l'enfance s'avère primordiale. Dans un tel contexte, plusieurs chercheurs ont tenté d'évaluer l'étendue de la contribution des déplacements actifs (particulièrement en contexte scolaire) sur le développement physique des écoliers.

Sauf exception (Metcalf, Voss, Jeffery, Perkins, & Wilkin, 2004), la majorité des travaux portant sur le lien entre la pratique de modes de transports actifs et le niveau d'activité physique soulignent l'influence positive de la marche ou du vélo sur les taux d'activité physique quotidiens des enfants (Davison et al., 2008; Faulkner, Buliung, Flora, & Fusco, 2009). En fait, en période de pointe du matin, les enfants se déplaçant à l'aide de modes actifs effectueraient 50 % plus d'activité physique (calculée à partir de données d'accéléromètres) que les jeunes accompagnés en voiture (Cooper, Page, Foster, & Qahwaji, 2003). Une autre étude mentionne que, dans leur échantillon d'étudiants, moins du tiers des enfants accompagnés chaque jour vers leur école en automobile atteindraient leur seuil minimal d'activité physique quotidienne comparativement à 50 % chez les jeunes pratiquant les TA (Landsberg et al., 2007). Mackett (2004) poursuit dans la même veine en évaluant la contribution des déplacements scolaires actifs à 9 % de l'activité physique quotidienne des enfants de 10 à 13 ans tandis que Morency (2010) estime qu'une substitution des courts déplacements scolaires automobiles (< 1 km) par des déplacements à pied représenterait plus de 16 % de l'activité physique recommandée quotidiennement pour les étudiants ayant effectué ce type de déplacements motorisés. Enfin, les déplacements actifs permettraient aux écoliers de dépenser 2 fois plus de calories que leurs confrères complétant leurs déplacements en voiture (R. L. Mackett et al., 2004).

Les impacts des modes actifs sur le poids des enfants ou leur Indice de masse corporelle (IMC) n'ont pas été aussi clairement établis (Faulkner et al., 2009) et les articles qui établissent un tel lien sont très prudents dans l'interprétation de leurs résultats. Les travaux de Rosenberg et son

équipe (2006), par exemple, semblent indiquer qu'à l'année de référence, les étudiants exploitant les TA avaient généralement un IMC inférieur par rapport aux autres élèves, mais que, sur une période de deux ans, les bénéfices liés à ces modes de transport n'étaient pas statistiquement significatifs. Ainsi, bien que le transport actif permette effectivement aux élèves de s'approcher des cibles d'activité physique recommandée, les dépenses caloriques ne seraient pas nécessairement suffisantes pour freiner d'importants gains de poids chez les jeunes. Ces dépenses énergétiques semblent malgré tout avoir été identifiées (Tudor-Locke, Ainsworth, Adair, & Popkin, 2003) et, sans affirmer que le remède à l'épidémie d'obésité à laquelle le monde industrialisé doit actuellement faire face est forcément la pratique systématique des TA, les adopter représenterait néanmoins un outil intéressant pour promouvoir le développement d'habitudes de vie plus saines chez les enfants.

2.2.2 Développement cognitif

Tel que la section 2.1 a permis de démontrer, les adultes sont de moins en moins enclins à laisser leurs enfants se déplacer par leurs propres moyens. Pourtant, l'accompagnement systématique (qu'il soit motorisé ou non) des enfants vers l'ensemble de leurs destinations aurait aussi une influence sur différents aspects de leur développement cognitif. Dans son ouvrage sur la mobilité des jeunes, Hillman (1990) souligne à plusieurs reprises l'importance de l'acquisition de l'autonomie dans le développement de l'enfant et des effets pervers qu'une carence en la matière pourrait engendrer :

“If the child has insufficient opportunity for independence in his early years, he will, paradoxically, remain dependent for longer than would be normal. If he is not able to avail himself of opportunities for independent action as and when they arise - is overprotected' - his horizons may be narrowed and he may find himself in difficulties when he is no longer protected.”

Ainsi, un enfant n'ayant jamais été en contact avec les dangers associés aux déplacements piétonniers risque de ne pas avoir développé les aptitudes nécessaires pour gérer de telles situations. Donc, en voulant protéger leurs enfants, certains parents exerceraient un trop grand contrôle sur leurs déplacements et ce comportement influencerait négativement leur développement (Fotel & Thomsen, 2004) au niveau de leur acquisition d'autonomie, mais aussi de leur socialisation.

Les résultats de travaux de quelques chercheurs semblent effectivement indiquer que l'enfant effectuant ses déplacements par lui-même serait plus actif socialement que celui ne jouissant pas d'une telle latitude (Hillman et al., 1990; R. Mackett, Brown, Gong, Kitazawa, & Paskins, 2007; Prezza et al., 2001). Directement liée au concept d'autonomie, cette plus grande socialisation se manifesterait simplement par un plus grand nombre d'occasions de rencontre et de jeu entre amis pour les jeunes ayant la permission de se déplacer seuls par rapport aux enfants étant entièrement dépendants de leurs parents.

En outre, cette autonomie en matière de déplacements permettrait aux enfants de développer leur intelligence environnementale. En se déplaçant par leurs propres moyens, les jeunes parviendraient à intégrer davantage d'informations sur leur environnement que leurs confrères accompagnés en voiture ou à pied (Rissotto & Tonucci, 2002). Par l'exploration et l'expérimentation, ils seraient ainsi en mesure de se créer une « carte cognitive » de leur quartier, ce qui leur permettrait d'interagir plus efficacement avec leur environnement. Les travaux de Mackett et de ses collègues (2007) soutiennent en quelque sorte cette hypothèse en soulignant l'influence de l'accompagnateur sur la tortuosité des déplacements des enfants. L'enfant accompagné aurait donc moins d'opportunités d'interactions avec son environnement (et les autres enfants) en raison de la supervision du déplacement par l'adulte (Hillman et al., 1990).

En rétrospective, la rationnelle derrière l'accompagnement motorisé des enfants dans leurs déplacements quotidiens est louable. Malheureusement, en voulant les protéger, les parents les privent parfois d'expériences essentielles à leur développement et, dans certains cas, les conséquences liées au raccompagnement scolaire pourraient même être plus graves que les dangers (risques perçus par rapport aux risques réels) auxquels les parents croient soustraire leurs enfants en encadrant tous leurs déplacements.

2.3 Mobilité des enfants : modélisations courantes

L'analyse des habitudes de mobilité des enfants est un domaine d'études assez récent. Pourtant, tel que le souligne Yarlaga (2008) dans son article, de plus en plus de professionnels s'intéressent aux thématiques, très documentées, de l'obésité, de l'activité physique des enfants et de leurs déplacements scolaires dans une optique de développement de politiques publiques. Les besoins en matière de modélisation des comportements de transport chez les jeunes se font donc

de plus en plus sentir afin d'outiller ces professionnels dans leurs réflexions et interventions. Les chercheurs du domaine des transports commencent tranquillement à répondre à cette conjoncture en se concentrant justement sur ces deux grandes thématiques, soit le choix modal lors de déplacements scolaires et la contribution des différents modes de déplacements à la santé des enfants. Cette section offre donc un bref survol du type de modèles (sans s'attarder sur leurs résultats puisqu'ils ont été, pour la plupart, abordés au cours des sections précédentes) qui sont utilisés dans cette niche de la modélisation des comportements de transport.

2.3.1 Modèles de choix modal

Dans un premier temps, le domaine le plus fertile en travaux de modélisation de comportements de transport chez les jeunes cible la thématique du choix modal lors de déplacements scolaires. Ces modèles cherchent évidemment à estimer l'influence de différentes variables sur le mode de déplacement pratiqué par les étudiants. Les variables indépendantes les plus régulièrement considérées représentent généralement les caractéristiques des enfants et de son entourage : âge, sexe, composition du ménage (présence de frères et sœurs), revenu familial, origine ethnique, caractéristiques sociodémographiques du logis, niveau d'éducation des parents, mode de déplacement des parents pour motif travail, perceptions parentales des modes et de l'environnement, motorisation du ménage, etc. Plusieurs variables liées à l'environnement dans lequel doit évoluer l'enfant sont aussi considérées au sein d'un bon nombre d'exercices de modélisation : caractéristiques sociodémographiques du quartier de résidence et du quartier où est localisé l'établissement scolaire, présence d'infrastructures dédiées aux piétons, achalandage des voies de circulation empruntées, distances de déplacements, mixité fonctionnelle du quartier, densité de population, etc.

Maints travaux, dont ceux réalisés par Ewing (2004), tentent de caractériser l'influence de ces variables à l'aide d'analyses descriptives et quantitatives. Il existe tout de même quelques travaux de recherche intéressants exploitant des modèles statistiques, dont certains modèles logit multinomiaux (McDonald, 2005, 2008; Yarlagaadda & Srinivasan, 2008), des régressions logistiques (DiGuseppi, Roberts, Li, & Allen, 1998; Timperio et al., 2004; Zwerts & Wets, 2006) et de plus rares modèles de régression multivariée (Bringolf-Isler et al., 2008). Ces références ne représentent évidemment qu'une faible proportion des exercices de modélisation réalisés sur le sujet.

2.3.2 Modèles d'association mode et santé physique

Le deuxième axe principal de modélisation tombant dans la thématique des comportements de transport des enfants porte sur la contribution des différents modes de transport sur leur poids ou sur leur niveau d'activité physique. Dans le premier cas, l'IMC représente la variable dépendante par excellence dans les processus de modélisation même si certaines études exploitent la mesure de plis cutanés (Metcalf et al., 2004; Rosenberg et al., 2006). Dans le second cas, les données sont recueillies à l'aide d'accéléromètres distribués aux enfants sur des périodes allant d'une journée à environ une semaine selon l'étude. Les régressions logistiques sont, pour cette thématique aussi, un modèle populaire (Frank, Andresen, & Schmid, 2004; Rosenberg et al., 2006), mais le modèle linéaire général (Landsberg et al., 2007) et le modèle multiniveaux (Pabayo, Gauvin, Barnett, Nikiema, & Seguin, 2010) ont aussi été utilisés.

Très peu d'études abordent les problématiques de transport des enfants sous d'autres angles. Considérant l'importance de cette problématique (sections 2.1 et 2.2) et son impact potentiel sur les réseaux de transports métropolitains, il serait intéressant de diversifier les approches afin de considérer l'enfant en tant qu'acteur à part entière sur les réseaux.

2.4 La modélisation Âge-Période-Cohorte

Ce type de modélisation est répandu dans une variété de disciplines telles la démographie, la sociologie ou l'épidémiologie. Ce serait au sein de cette dernière que la méthode aurait été d'abord développée. Doll (2001) et Keyes (2012) soulignent que les premières études publiées ayant exploitées cette démarche datent des années 1920 et 1930. Plusieurs de celles-ci portaient sur la prévalence de la population à la tuberculose et ont permis, selon ces auteurs, de jeter les bases de l'étude conjointe de l'épidémiologie et du cycle de vie. Au cours des années 50 et 60, plusieurs autres travaux ont contribué à populariser cette approche, puis à la fin des années 60, les domaines de la sociologie puis de la statistique ont commencé à s'intéresser à l'analyse APC après la diffusion d'un article publié par Ryder (1965). Ce dernier y avance que la cohorte possède certaines caractéristiques qui lui sont propres et qu'elle doit être considérée comme variable explicative de phénomènes sociaux au même titre que l'origine ethnique ou la classe sociale d'un individu. Suite à cela, plusieurs chercheurs se sont penchés sur le potentiel de la

modélisation APC, mais se sont tous butés à la principale faiblesse de la méthode, soit la problématique d'identification des effets (section 2.4.2).

Pour un supplément d'informations à ce sujet, l'article de Keyes et Li (2012), dont certaines des grandes lignes de cette introduction aux analyses APC ont été tirées, offre un historique beaucoup plus détaillé de leur développement. Les prochaines sections cherchent à expliquer et clarifier les grands concepts derrière l'analyse et la modélisation APC.

2.4.1 Définition des effets et visualisation

L'objectif des méthodes APC est la décomposition de l'influence sur un phénomène en 3 groupes d'effets (les effets de l'âge, de la période et de la cohorte) et d'évaluer leur contribution respective sur le phénomène étudié. Avant d'introduire les grandes faiblesses derrière ce concept, les 3 effets en questions doivent avant tout être introduits.

D'abord, l'effet d'âge est intimement lié au processus de vieillissement des individus. Son aspect biologique se traduit par des changements hormonaux et physiques chez l'individu. Son aspect psychologique et son aspect social se manifestent davantage par le processus de développement des gens à travers le concept de cycle de vie (Armoogum, Madre, & Krakutovski, 2002). L'analyse APC ne permet toutefois pas de départager l'influence spécifique de ces différents types de vieillissement (Glenn, 1977). L'exemple le plus intuitif de l'effet d'âge est la mortalité. Comme expliqué par Wanner et ses collègues (2000), peu importe la cohorte ou la période considérée, le risque de décéder diminue entre 0 et 10 ans puis augmente graduellement avec l'âge. L'élément (A) de la Figure 2-1 illustre un effet d'âge « pur » : à 20 ans, le phénomène observé atteint le même niveau pour chaque cohorte sans influence de la période.

L'effet période regroupe quant à lui différents facteurs caractérisant une époque particulière et ayant une influence sur le phénomène à analyser. Tel que démontré graphiquement par l'élément (P) de la Figure 2-1, cette influence est souvent limitée dans le temps et affecte tous les âges et toutes les cohortes. Il est toutefois possible qu'il soit composé d'effets long terme et d'effets court et moyen terme. L'évolution globale du niveau de vie est un exemple d'effet long terme alors que l'impact ponctuel de facteurs économiques tels la fluctuation du revenu, un choc pétrolier ou une crise économique sont des effets de période à court et moyen terme (Bussière, Armoogum, & Madre, 1996).

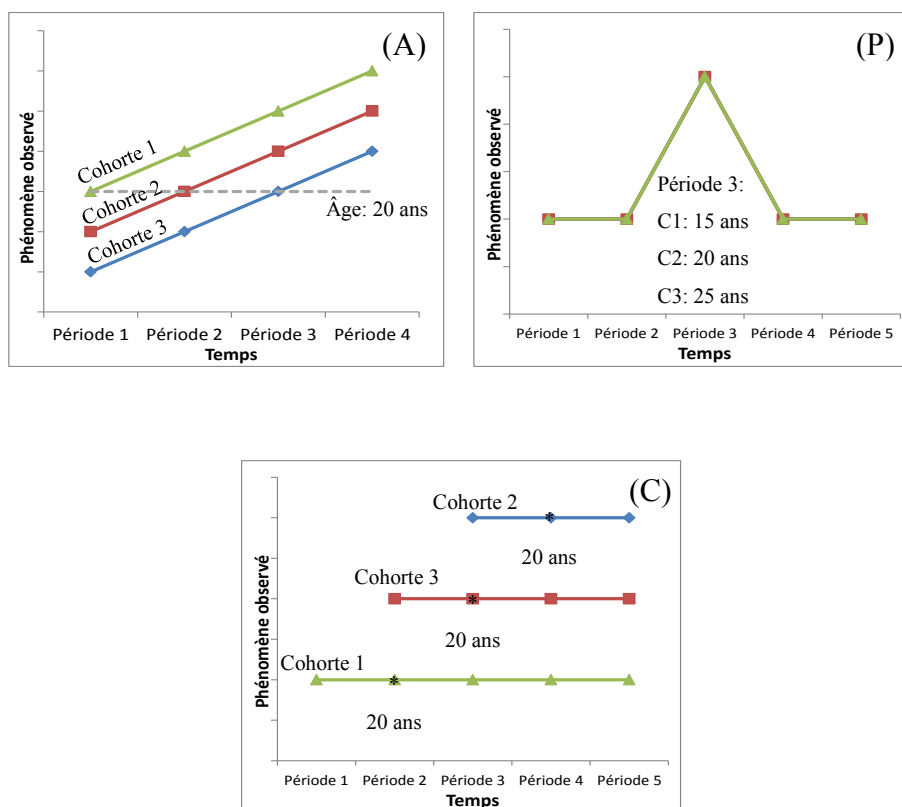


Figure 2-1. Illustration des effets d'âge (A), de période (P) et de cohorte (C)¹

Enfin, l'effet de cohorte est constitué de facteurs relatifs à un ou plusieurs groupes d'individus partageant les mêmes années de naissance. Cette correspondance des années de naissance assure un certain vécu « historique » commun à l'ensemble des gens composant ces cohortes. Leur délimitation est une opération arbitraire (Glenn, 1977). Leur intervalle de temps peut être défini en fonction des données disponibles, du phénomène étudié ou des événements historiques recensés. Elles peuvent débuter à n'importe quel moment selon les besoins du chercheur et n'ont donc pas nécessairement à être associées à l'âge des individus. Malgré tout, l'agrégation des individus en fonction de leur âge en cohortes de 5 ans semble être une méthode largement répandue dans les analyses APC (Carstensen, 2007). L'élément (C) de la Figure 2-1 illustre un

¹ Illustrations adaptées de Keyes & Li (2012)

effet de cohorte pur : le niveau du phénomène observé est stable sur l'ensemble des périodes et des âges, mais augmente graduellement d'une cohorte à l'autre. L'accession des femmes au marché du travail au cours du 20^e siècle est un exemple de mouvement générationnel (effet de cohorte).

Évidemment, il est extrêmement rare d'observer ces effets dans leur forme la plus pure. Dans la majorité des cas, une combinaison de deux ou trois de ces effets influence les problématiques étudiées. C'est pourquoi certains chercheurs se sont penchés sur une méthode de visualisation permettant de représenter les trois effets simultanément.

2.4.1.1 Diagramme de Lexis

La structure d'une analyse APC permet de combiner, à la fois, une analyse de données longitudinales (une même cohorte, sur une période prolongée) et transversales (une population totale à une période donnée). Le diagramme de Lexis, en permettant de « tenir compte du triple axe temporel (temps, cohorte et âge) » (Wanner et al., 2000), tente de mettre en valeur ces 2 types d'analyses.

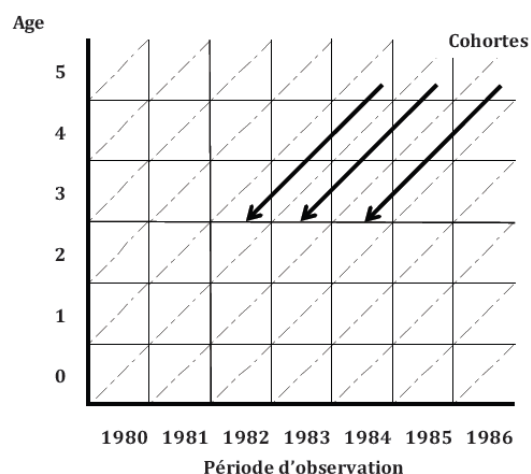


Figure 2-2. Diagramme de Lexis (Sala, 2009)

Ce type de tabulation est possible grâce à la colinéarité parfaite de l'âge, de la période et de la cohorte; une combinaison de deux de ces variables permettant nécessairement la déduction de la troisième (cette spécificité de l'approche APC est traitée dans la section 2.4.2). Les périodes sont donc définies en abscisses et les âges, en ordonnée. Par défaut, le diagramme permet ainsi d'observer les cohortes le long des diagonales. Organisées de la sorte, les données peuvent être

observées sous les trois différents aspects et plusieurs taux peuvent rapidement être calculés (Sala, 2009) ce qui en fait une méthode de tabulation de données très intéressante. Ce n'est toutefois pas l'outil qui sera exploité dans le cadre de ce mémoire. Le même principe est tout de même exploité de façon à présenter les trois effets sous forme graphique et d'ainsi faciliter leur visualisation (section 3.1.3).

2.4.2 Limites

2.4.2.1 Problématique d'identification

Toutes les méthodes APC développées souffrent d'un problème fondamental sur lequel plusieurs chercheurs se sont penchés au cours des dernières décennies, si bien qu'il existe maintenant une littérature abondante traitant du sujet. Sommairement, la modélisation APC considère trois groupes de variables qui sont parfaitement colinéaires selon la fonction suivante : $\text{Période} = \hat{\text{Âge}} + \text{Cohorte}$. Autrement dit, une combinaison de deux de ces trois variables égale nécessairement la troisième selon une relation linéaire. Or, la formulation du modèle APC étant linéaire, la relation à estimer possède la même relation que celle des variables servant à l'estimer ce qui rend l'équation du modèle APC de base (1) redondante, et ses effets difficiles à différencier (K. O. Mason, Mason, Winsborough, & Poole, 1973).

$$(1) \quad Y = \alpha + \beta_1 A + \beta_2 P + \beta_3 C + e$$

Certains (Carstensen, 2007; Glenn, 1976) avancent qu'il est impossible de distinguer les effets d'âges des effets de périodes et de cohortes dans un même modèle additif linéaire. Ils ajoutent toutefois qu'il n'est pas nécessaire de chercher à tout prix une solution statistique à cette problématique. Glenn (1977) déclare que l'identification des effets devrait toujours reposer sur de la théorie et sur des observations provenant de sources extérieures aux données étudiées. Enfin, il insiste sur le fait que l'analyse APC ne doit jamais devenir un processus mécanique sans quoi la crédibilité (et la véracité) des résultats risque fort d'être critiquée.

2.4.2.2 Biais de sélection

Dans ses deux ouvrages portant sur les analyses APC (Glenn, 1977, 2005), le même auteur insiste sur le biais de sélection dans la population à l'étude. D'une part, tout comme dans la réalisation d'enquêtes panels, le décès ou l'émigration peuvent être à l'origine de modifications

de la population enquêtée. Si les comportements des gens ayant quitté la population recensée diffèrent significativement de ceux pratiqués par le reste des individus, il pourrait être dangereux d'attribuer aux effets d'âge, de période ou de cohorte une influence qui ne pourrait qu'être due à une modification de la composition de la population.

D'autre part, l'immigration pose la problématique inverse. En considérant une population nationale, provinciale ou régionale sur une période prolongée dans une analyse APC, cette dernière repose logiquement sur l'hypothèse selon laquelle la population immigrante adopte les mêmes comportements que la population préalablement établie sur le territoire. Cette supposition n'est pas nécessairement évidente, du moins, dans le domaine des transports (Bussière et al., 1996). Elle pourrait donc être à l'origine de biais dans l'analyse des effets d'âge, de période et de cohortes.

2.4.3 Approches

Une très grande proportion de la littérature portant sur l'analyse APC repose sur la recherche d'une « solution » au problème d'identification. Dans cette optique, plusieurs tentatives de réponses ont été lancées puis, fréquemment, critiquées. Voici un résumé principalement descriptif de deux méthodes qui, sans prétendre résoudre la problématique d'identification, semblent avoir leurs adeptes dans le domaine de la modélisation APC. Enfin, bien qu'elle permette de contourner la problématique d'identification dans certains cas bien spécifiques (Glenn, 2005), l'approche bayésienne (Nakamura, 1986) ne sera pas traitée dans cette revue de littérature.

2.4.3.1 Méthode conventionnelle (modèle linéaire généralisé contraint)

Cette méthode, proposée par Mason et quelques collègues (1973), est une des premières réponses à la problématique d'identification présentée antérieurement. Celle-ci repose sur le concept d'analyse à classification multiple (*multiple classification analysis*). Cette stratégie, aussi appelée modèle linéaire généralisé contraint (CGLIM) vise à modéliser la variable dépendante à partir de coefficients associés à des niveaux (ou regroupements) particuliers des variables indépendantes d'âges, de périodes et de cohortes. Leurs expérimentations démontrèrent que cette méthode ne permettait toujours pas d'estimer la différence des effets de 2 regroupements d'une même variable indépendante sur la variable dépendante.

L'étape suivante dans leur cheminement vers l'identification des effets fut l'ajout d'une contrainte d'égalité sur 2 groupes d'une même catégorie de variables. Conceptuellement, ils cherchaient donc à identifier 2 groupes d'âge, de périodes ou de cohortes ayant un effet identique sur la variable dépendante. Ainsi, au lieu de n'avoir qu'un effet d'âge par groupe et par cohorte (par exemple) sur le Y, cette égalité fait en sorte qu'il y aurait 2 effets d'âge pour au moins une cohorte et un groupe ce qui, algébriquement, est suffisant pour briser la relation linéaire qui lie les variables APC.

Bien qu'elle permette effectivement l'identification des effets APC, cette méthode nécessite la définition de contraintes d'égalité. Ce processus s'avère souvent hasardeux en raison, entre autres, d'un manque de théorie et d'informations préalables sur les phénomènes étudiés (W. M. Mason & Wolfinger, 2001). Or, le choix de cette contrainte influence considérablement le type d'effets identifiés et leur estimation sans toutefois que la modélisation de la variable indépendante en soit affectée (Kupper, Janis, Karmous, & Greenberg, 1985; K. O. Mason et al., 1973; Yang, Fu, & Land, 2004). Autrement dit, selon la contrainte utilisée, il serait théoriquement possible d'observer un effet et son contraire. Le problème est qu'il serait difficile d'identifier le meilleur résultat, car les deux offriraient des modélisations pratiquement identiques. Enfin, Kupper (1985) souligne que le nombre de groupes d'âge et de périodes considérées dans l'analyse pourrait, lui aussi, influencer les estimations d'effets calculés avec le CGLIM.

En raison d'une trop grande dose de subjectivité nécessaire dans la définition de contraintes et l'instabilité liée aux matrices de données exploitées, l'analyse APC développée avec cette méthode est donc risquée et les chercheurs la choisissant doivent s'assurer d'utiliser au maximum les ressources extérieures à leurs données portant sur la problématique sur laquelle ils travaillent. Ce conseil, maintes fois répété, (Glenn, 1976, 1977, 2005; Kupper et al., 1985) s'applique aussi aux autres méthodes d'analyses APC.

2.4.3.2 Méthode de l'estimateur intrinsèque

La méthode de l'estimateur intrinsèque (IE), d'abord introduite par Fu (2000) est dérivée de la méthode conventionnelle présentée dans la section précédente. Bien qu'elle tombe elle aussi dans la catégorie des modèles linéaires généralisés, elle permettrait d'améliorer trois des grandes faiblesses de la modélisation APC de type CGLIM (Yang, Schulhofer-Wohl, Fu, & Land, 2008).

L'IE cherche d'abord à annuler l'influence du nombre de groupes d'âge et de périodes analysés sur le calcul des effets estimés par la méthode conventionnelle d'analyse. Ensuite, la méthode de l'estimateur intrinsèque tente d'éliminer la nécessité d'utiliser des contraintes d'égalité sur différents effets pour briser la fonction d'égalité qui lie naturellement les variables d'âge, de période et de cohorte. Enfin, elle vise évidemment à atténuer les désagréments liés à la problématique d'identification des effets en estimant des coefficients directement interprétables par le chercheur pour évaluer les effets d'âge, de période et de cohorte. Les démonstrations permettant de prouver la réalisation de ces trois objectifs ne seront pas expliquées dans cette revue de littérature, car, aux dires même des auteurs l'ayant popularisé, « les fondements de cette méthode sont plutôt abstraits et assez difficiles à comprendre » (Yang et al., 2008).

Par contre, comme ils le démontrent dans leurs expérimentations, l'IE semble posséder d'intéressantes propriétés statistiques lui permettant de performer particulièrement mieux que le CGLIM dans le cadre d'analyses réalisées sur un faible nombre de périodes tout en étant beaucoup plus stable (Yang et al., 2004). Dans leur comparaison des performances de l'IE face au CGLIM, ils soulignent d'abord la similarité des effets identifiés, mais, surtout, la stabilité des intervalles de confiance des effets calculés par l'IE, peu importe l'âge, la période ou la cohorte. De plus, ces intervalles sont beaucoup plus petits dans le cas de l'estimateur intrinsèque pour la majorité des coefficients des trois catégories de variables. Pour une description précise des propriétés statistiques qui démarquent l'IE de la méthode conventionnelle, veuillez consulter les articles de Yang, Fu et Land (2004) et de Yang, Schulhofer-Wohl, Fu et Land (2008).

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE : MODÈLES APC

3.1 Système d'informations

3.1.1 Territoire d'analyse

L'ensemble des analyses répertoriées dans ce travail porte sur les résidents de la GRM telle que définie lors de l'enquête Origine-Destination de 2008. Ce territoire est formé de 141 municipalités (une augmentation de 34 municipalités par rapport à l'enquête de 2003) dont l'aire cumulée s'élève à plus de 8 200 km² (Agence métropolitaine de transport, 2010). Tel que démontré dans les sections 4.1.1 et 5.2, ce territoire est très diversifié, notamment en matière de densités d'occupation du sol, de trame urbaine et de cadre bâti.

Toujours selon l'AMT (2010), 3 939 761 individus occupent ce territoire en 2008, ceux-ci étant répartis au sein de 1 652 318 ménages. Du côté des jeunes de 0 à 19 ans, les mêmes sources estiment qu'ils représentent un peu plus de 23 % de la population de la GRM, soit environ 918 000 personnes. Un portrait plus précis de la composition démographique et de la localisation géographique des jeunes habitant l'agglomération montréalaise est présenté au Chapitre 4.

3.1.2 Ensembles de données

Les analyses APC produites dans ce document reposent sur les données des 5 dernières enquêtes réalisées (1987, 1993, 1998, 2003 et 2008). Bien que la population principalement ciblée par ce projet soit limitée aux individus de moins de 20 ans, les données disponibles comptent tout de même l'ensemble des déplacements réalisés par les 0 – 39 ans pour chaque enquête.

Tableau 3-1. Bases de données OD originales, individus de 0 à 39 ans

	1987	1993	1998	2003	2008	Totaux
Individus	84 304	97 667	94 293	73 913	72 199	422 376
Ménages	36 629	42 279	41 394	33 910	32 983	187 195
Déplacements	216 080	265 558	239 674	176 103	163 126	1 060 541

De cet imposant ensemble de données, plusieurs entrées ont dû être rejetées. D’abord, les bambins de moins de 5 ans ont été exclus des bases de données parce que, dans chaque enquête, les déplacements effectués par cette tranche de la population n’étaient pas recensés. Dans le but de faciliter le processus de modélisation, les déplacements n’ayant pas de coordonnées d’origine ou de destination, peu importe le groupe d’âge auquel l’individu les ayant effectués appartient, ont aussi été évacués de l’ensemble de données originales tout comme les déplacements ayant pour motif « Retour au domicile ». Ainsi, la base de données sur laquelle les modélisations sont développées compte plutôt 334 978 individus, 176 624 ménages et 535 332 déplacements. Il est aussi important de souligner que les analyses et les modélisations réalisées dans ce mémoire tiennent compte des facteurs d’expansions inclus dans chaque enquête OD. Les résultats sont donc pondérés de façon à présenter un portrait réaliste des déplacements, des distances et des individus de 5 à 39 ans présents dans la GRM.

Tableau 3-2. Nomenclature des âges, périodes et cohortes²

Âge\Période	1987	1993	1998	2003	2008
5 – 9	1982	1988	1993	1998	2003
10 – 14	1977	1983	1988	1993	1998
15 – 19	1972	1978	1983	1988	1993
20 – 24	1967	1973	1978	1983	1988
25 – 29	1962	1968	1973	1978	1983
30 – 34	1957	1963	1968	1973	1978
35 – 39	1952	1958	1963	1968	1973

² Tableau adapté de Grégoire, J. (2011). *Analyse évolutive des comportements de mobilité des personnes âgées*. Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal.

Finalement, comme dans la plupart des analyses APC, les données sont associées à des catégories d'âge couvrant 5 ans. Six ans séparant l'enquête de 1987 de celle de 1993, la définition des cohortes s'avère problématique (Tableau 3-2). De façon à minimiser l'impact de cette irrégularité tout en préservant la structure linéaire des variables d'âge, de période et de cohorte, une stratégie similaire à celle utilisée par Grégoire (2011) dans son mémoire sera exploitée : l'enquête de 1987 sera simplement considérée comme si elle avait été réalisée en 1988. Il semble raisonnable d'assumer une présence négligeable (dans le pire des cas) de biais liée à cette manipulation.

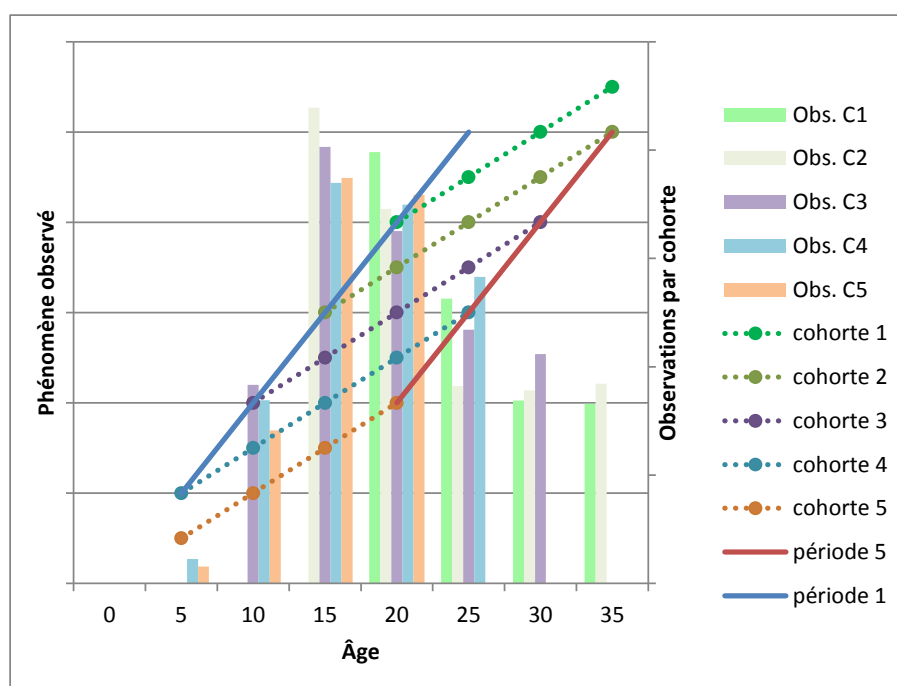
3.1.3 Visualisation des effets APC

Tout au long de ce projet, un graphique particulier (Graphique 3-1) sera utilisé dans le but d'illustrer les effets APC. Ce type de graphique (tiré du mémoire de Julien Grégoire (2011)) contient une somme impressionnante d'informations nécessaires à la compréhension de la démarche, il s'avère donc primordial d'y apporter quelques clarifications.

Cet outil est composé de 3 principaux éléments. Les lignes continues représentent les informations liées aux périodes. Afin de désengorger le graphique, seules les années 1987 et 2008 seront tracées dans ce travail, mais les autres périodes peuvent être déduites en raison de la relation linéaire caractérisant les âges, périodes et cohortes. Ces lignes représentent l'aspect transversal des analyses APC en plus d'offrir des indices relatifs aux effets de périodes. Les lignes pointillées font référence aux cohortes et à leurs effets. Ces cohortes représentent donc l'aspect longitudinal d'une analyse APC, car elles permettent de suivre (plus ou moins) une même population sur une période prolongée du cycle de vie. En ce sens, elles peuvent fournir des informations similaires aux enquêtes panels (sans toutefois avoir la prétention d'assurer le suivi d'une population *fermée*). Les barres disposées à l'arrière-plan illustrent le nombre d'observations à partir desquelles les taux (ou tout autre type d'informations pouvant être représentées par ce graphique) ont été calculés.

Finalement, l'effet d'âge est représenté par la tendance générale de l'ensemble. Dans le Graphique 3-1, il est donc possible d'observer une relation directement proportionnelle entre le phénomène étudié et l'âge des individus. À première vue, il semble fort probable qu'un effet de cohorte influence le phénomène, mais, tel que mentionné dans la revue de littérature sur l'identification des effets, il est très important d'agir avec prudence avec ce type d'interprétation.

Graphique 3-1. Illustration simultanée des 3 catégories d'effets



3.2 Procédure de modélisation APC(C)

Les modélisations APC(C) réalisées dans le cadre de ce mémoire reposent sur la méthode de l'estimateur intrinsèque pour différentes raisons. Tel que mentionné dans la revue de littérature portant sur le sujet, cette méthode, bien qu'imparfaite, offre plusieurs avantages sur la méthode conventionnelle d'analyse APC. Parmi ses avantages notables, son aptitude à mieux performer que ses alternatives lorsqu'un faible nombre de périodes peut être exploité est particulièrement intéressante dans le cadre de ce mémoire.

La procédure ayant permis la création des modèles développée dans le cadre de ce travail comporte 6 grandes étapes. Les prochaines sections présentent donc les manipulations effectuées et expliquent plusieurs choix méthodologiques liés à celles-ci. Il serait toutefois irréaliste de considérer cette procédure comme une recette à appliquer à tous types de données APC et espérer obtenir des résultats incontestables. Cette méthodologie gagnerait forcément à être raffinée. Elle représente tout de même, lorsqu'exploitée conjointement avec les références utilisées dans ce mémoire, un bon point de départ pour la réalisation d'analyses de type APC(C).

3.2.1 Structure des bases de données

Les modélisations APC(C) réalisées dans cette étude nécessitent une légère transformation des données d'enquêtes OD. Dans un premier temps, des champs caractérisant la période (année d'enquête), le groupe d'âge et la cohorte auxquels appartient chaque entrée doivent être créés (ces trois informations sont nécessaires pour faire fonctionner le modèle) et, peu importe le type d'analyse, les bases de données des différentes enquêtes doivent être fusionnées. Un important travail est ici nécessaire afin d'établir la correspondance des informations d'une enquête à l'autre.

Dans un second temps, l'étude de l'évolution des habitudes de déplacements des individus (comme la distance moyenne des déplacements réalisés, le nombre moyen de déplacements par personne et le nombre moyen d'activités effectuées, chaque jour, par la population enquêtée) requiert l'agrégation des entrées originales de façon à obtenir une base de données dont l'objet principal est l'individu. L'ajout du champ caractérisant l'enquête dans la création de l'identifiant unique s'avère aussi nécessaire dû au fait que les données de plusieurs enquêtes doivent être traitées au sein d'un même fichier. Par la suite, un simple tableau croisé dynamique créé dans un tableur (Excel, par exemple) permet de créer une base de données « Personnes » en agrégeant les informations à traiter de façon à générer des variables décrivant les comportements individuels plutôt que les déplacements.

Les analyses des parts modales doivent quant à elles être réalisées à partir des bases de données structurées en fonction des déplacements. Les données d'enquête OD montréalaises ne requièrent donc aucune transformation considérable pour cette étape puisque, par défaut, les entrées correspondent déjà aux déplacements. Concernant la réalisation de ces modèles, les déplacements ayant « Retour au domicile » comme motif ont été évacués de l'ensemble. Ceci permet d'éviter de considérer des déplacements souvent identiques (dans le cas des pendulaires) et d'ainsi leur accorder trop de poids dans le modèle par rapport aux autres types de déplacements. D'autres indicateurs peuvent aussi être calculés à partir des bases de données OD complètes pour être intégrés au processus de modélisation. Le taux de motorisation (correspondant ici au nombre de voitures disponibles au sein d'un ménage divisé par le nombre d'individus du même ménage âgés de 16 ans et plus), l'âge moyen des membres composant le ménage ou la densité de population par subdivision géographique sont quelques exemples d'indicateurs pouvant être calculés à partir

des bases de données OD originales. Enfin, la *binarisation* de certains champs (motifs, statuts, perslogi, etc.), bien que non essentielle pour le bon fonctionnement du modèle, facilitera grandement l'analyse des coefficients issus de la modélisation.

3.2.2 Modélisation de référence et significativité des coefficients

Tel que spécifié par Yang et ses collègues (2008), le module APC_IE repose largement sur la syntaxe liée à la modélisation de modèles linéaires généralisés (GLM) déjà incluse dans Stata. Donc, en plus de la documentation spécifique aux modules APC (*help apc_ie* et *help apc_cglim*), la documentation portant sur les GLM (*help glm*) et celle sur les opérateurs logiques (*help operators*; utile pour spécifier des contraintes sur les données à utiliser) permettent d'invoquer les commandes adéquates pour réaliser les analyses désirées.

Pour revenir à la modélisation de référence, elle s'avère essentielle, car elle sert d'étalon pour évaluer la qualité des modélisations subséquentes. C'est donc en observant, d'une simulation à l'autre, l'évolution de la déviance, des coefficients, du Z et de la valeur P par rapport au modèle de référence qu'il sera possible d'identifier l'influence des variables explicatives sur la problématique à l'étude. La **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** illustre le produit d'une modélisation de référence telle que fournie par le module APC_IE de Stata.

Il est d'abord important de souligner que le modèle ne considère pas réellement 1,22 milliard de données tel qu'indiqué dans le coin supérieur droit de la figure ci-dessous. Les facteurs d'expansion utilisés ont effectivement dû être multipliés par 100 en raison d'une particularité associée à l'option de pondération *fweight* de la commande *apc_ie* : cette option ne traite effectivement que les nombres entiers. Or, les facteurs d'expansion produits pour l'enquête OD comptent généralement 2 décimales. Une petite manipulation des facteurs est donc nécessaire pour faire fonctionner le modèle.

Ceci a pour principal effet de gonfler artificiellement la déviance. Il semble toutefois raisonnable d'avancer que cet effet est négligeable dans le processus de modélisation, car la population modélisée reste, toutes proportions gardées, identique à la population définie par les facteurs d'expansion originaux. Cet élément s'avère primordial parce que la déviance est l'indicateur exploité pour évaluer l'ampleur des effets des variables explicatives sur la modélisation des données. Celle-ci mesure la qualité de l'ajustement des données modélisées par rapport à la BD

de laquelle les paramètres du modèle ont été définis. Le chi-carré de Pearson, autre indicateur produit par l'extrait Stata, est une mesure similaire qui aurait pu être utilisée dans l'évaluation de la qualité des modélisations.

Tableau 3-3. Informations tirées du module APC_IE après modélisation

```
. apc_ie ap [fweight=fexpint], family(binomial) link(logit) age(gr_age) period(enq) cohort(cohorte) irls
```

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 963861460.2
Pearson           = 1226749185

No. of obs       = 1.22e+09
Residual df      = 1.22e+09
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = .7889032
(1/df) Pearson   = 1.004072

Variance function: V(u) = u*(1-u)
Link function      : g(u) = ln(u/(1-u))

[Bernoulli]
[Logit]

Deviance          =
AIC               =
BIC               = -2.46e+10

```

ap	EIM					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
age_5	.7904338	.0001985	3982.59	0.000	.7900448	.7908228
age_10	.4430588	.0001938	2286.73	0.000	.442679	.4434385
age_15	.2229399	.000218	1022.89	0.000	.2225127	.2233671
age_20	-.1453263	.0002385	-609.38	0.000	-.1457937	-.1448589
age_25	-.1994988	.0002291	-870.61	0.000	-.199948	-.1990497
age_30	-.4434138	.0002273	-1950.43	0.000	-.4438594	-.4429682
age_35	-.6681936	.0002389	-2797.51	0.000	-.6686618	-.6677255
period_1988	-.0185424	.0001758	-105.50	0.000	-.0188869	-.018198
period_1993	.2063643	.0001674	1232.87	0.000	.2060362	.2066923
period_1998	.1510523	.0001716	880.08	0.000	.1507159	.1513887
period_2003	.0081728	.0001706	47.89	0.000	.0078383	.0085073
period_2008	-.347047	.00021	-1652.61	0.000	-.3474585	-.3466354
cohort_1953	.1131468	.0004741	238.64	0.000	.1122175	.1140761
cohort_1958	-.172755	.0003378	-511.43	0.000	-.1734171	-.172093
cohort_1963	-.2561753	.0002895	-884.85	0.000	-.2567428	-.2556079
cohort_1968	-.3145655	.0002812	-1118.74	0.000	-.3151166	-.3140144
cohort_1973	-.3978014	.0002755	-1444.17	0.000	-.3983413	-.3972615
cohort_1978	-.3854093	.000266	-1448.97	0.000	-.3859306	-.384888
cohort_1983	-.2267499	.0002272	-997.95	0.000	-.2271952	-.2263045
cohort_1988	-.0771489	.0002306	-334.52	0.000	-.0776009	-.0766968
cohort_1993	.2116225	.0002252	939.74	0.000	.2111812	.2120639
cohort_1998	.5577535	.0002586	2156.56	0.000	.5572466	.5582604
cohort_2003	.9480825	.0004639	2043.59	0.000	.9471732	.9489918
_cons	-1.626281	.0001035	-1.6e+04	0.000	-1.626483	-1.626078

La valeur P ($P>|Z|$) permet d'évaluer la significativité de la variable considérée en rejetant ou non l'hypothèse nulle (ici, que les variables indépendantes n'ont aucune influence sur la variable dépendante). Normalement, la valeur de 0,05 est utilisée pour prendre cette décision. Un tel P

voudrait donc dire que la probabilité de faire une erreur en rejetant l'hypothèse nulle s'élèverait à seulement 5 %.

L'extrait fourni par le module APC_IE présente aussi la valeur Z, ou statistique Wald (dans le cas d'une régression logistique). Cette statistique permet d'évaluer si l'influence du coefficient associé à chaque variable indépendante est significativement différente de 0. Si tel est le cas, il est probable que cette variable ait une contribution significative à la prédiction de la variable dépendante. Elle offre donc une information semblable à la valeur P. Dans la **Erreur ! Source du envoi introuvable.**, cette statistique se calcule à l'aide d'une division du coefficient (2^e colonne) par l'erreur standard (3^e colonne).

Les coefficients doivent quant à eux être employés pour établir des probabilités (lorsque le lien canonique logit est exploité) ou pour reconstituer la variable dépendante (quand le lien logarithmique est utilisé). Dans l'exemple ci-haut (distribution binomiale de la variable dépendante, lien canonique logit) une équation de régression logistique doit être utilisée pour découvrir la probabilité qu'un déplacement soit effectué par le mode auto passager (P(Y)) en fonction d'un certain nombre de caractéristiques. La voici :

$$P(Y) = \frac{1}{(1 + \exp^{-(\text{constante} + \text{age}_x + \text{période}_x + \text{cohorte}_x)})}$$

Si les données sont distribuées selon la loi de Poisson ou la loi Normale, le lien logarithmique doit être utilisé (Annexe 1). Dans cette situation, la formule à exploiter pour modéliser la variable dépendante est celle-ci :

$$Y = \exp(\text{constante} + \text{age}_x + \text{période}_x + \text{cohorte}_x)$$

Dans les deux cas, x représente évidemment le coefficient correspondant à la variable indépendante utilisée. L'ajout de variables explicatives supplémentaires (section 3.2.3) au modèle justifie l'addition d'éléments à ces formules selon la même logique et l'amélioration du modèle passe par l'ajout de telles variables. L'ampleur de la bonification du modèle est notamment évaluée par la diminution de la déviance.

3.2.3 Ajustement du modèle

L'ajustement du modèle (ou *model fitting*) s'effectue en ajoutant des variables explicatives (variables indépendantes). À cette étape, une revue de littérature exhaustive sur les

comportements à analyser ainsi qu'une analyse descriptive précise des données exploitées seront utiles (pour ne pas dire essentielles). Ces deux précieuses sources d'informations devraient être à l'origine du processus de réflexion menant au choix des variables à inclure au modèle APC(C). Une fois ces ressources « épuisées », des expérimentations avec différentes variables explicatives peuvent être menées. En testant l'évolution de la déviance selon l'utilisation de différentes variables explicatives, il est possible d'identifier celles qui influencent davantage le phénomène modélisé. Après les avoir relevées, un simple test de corrélation permet d'assurer une certaine indépendance des effets entre les différentes variables explicatives.

À titre d'exemple, l'influence du territoire ne semble plus faire de doute dans la littérature portant sur les habitudes de transport des gens. Ainsi, l'ajout d'une variable tentant de représenter certaines caractéristiques du territoire risque de bénéficier à la qualité du modèle. Dans une région métropolitaine concentrique telle que Montréal, l'utilisation de la distance du domicile (ou du lieu d'origine du déplacement) au centre-ville permet d'offrir une idée générale du type d'environnement dans lequel s'effectue chaque déplacement. Cet indicateur, bien que très utile dans la modélisation de certaines variables dépendantes, ne permet toutefois pas d'identifier la présence de concentrations de population (ou de « poches d'urbanité ») au sein des secteurs périphériques (Figure 3-1). Conséquemment, un autre indicateur est aussi utilisé dans ce travail pour caractériser l'environnement : la densité de population (calculée à partir des données désagrégées OD) par secteur de recensement (sur l'île de Montréal et dans les proches banlieues) et subdivision de recensement (en lointaine périphérie). L'amplitude des 6 catégories de densités définies permet d'utiliser les densités observées en 2008 sur l'ensemble des données d'enquêtes. Très peu de différences peuvent effectivement être observées au niveau de la densité de population dans la GRM entre 1987 et 2008 lorsqu'elle est segmentée selon ces 6 grandes catégories.

Lorsque testées dans un modèle, ces deux variables, en plus d'être significatives, ont un important effet sur sa déviance. Or, Stata permet d'identifier une corrélation importante entre celles-ci. Afin d'éviter davantage de problèmes d'autocorrélation dans le modèle APC, une seule doit donc être intégrée au modèle final.

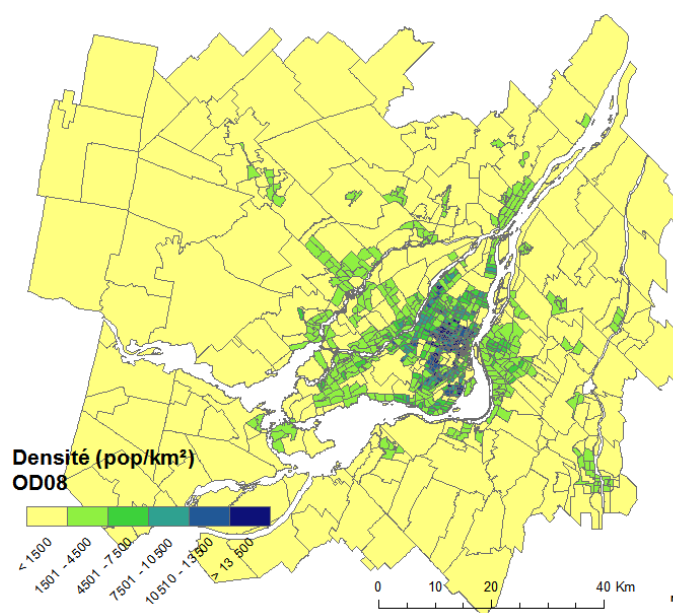


Figure 3-1. Classes de densités exploitées dans les modèles

Plusieurs autres informations peuvent être ajoutées aux modélisations. En ce qui concerne les habitudes de mobilité des jeunes, des variables comme le sexe, le motif, le statut ou la disponibilité d'une voiture au sein du ménage ou le nombre de personnes composant le ménage sont des éléments parmi tant d'autres qui pourraient influencer les déplacements des enfants. Naturellement, la commande invoquée dans STATA changera selon les éléments abordés.

Une fois la modélisation réalisée, les probabilités doivent être recalculées en fonction des nouveaux paramètres (ou les variables dépendantes, reconstituées), et la qualité du modèle, elle, doit être analysée.

3.2.4 Analyse des probabilités et des erreurs

D'abord, les modèles reconstituants des probabilités ne génèrent pas d'erreurs, celles-ci apparaissent seulement une fois les données simulées et varient d'une simulation à l'autre. Ce qui est donc plutôt considéré dans les modèles de régressions logistiques sont les entrées dont les probabilités modélisées sont évaluées à moins de 5 %, entre 40 % et 60 % et à plus de 80 %. L'analyse des deux extrêmes permet de découvrir les tendances fortes associées aux parts modales modélisées et de valider la crédibilité des simulations. La spatialisation et l'analyse des données médianes (50 % de probabilité, plus ou moins 10 %) permettent d'identifier des secteurs où plusieurs modes sont compétitifs ou d'autres où le modèle ne permet tout simplement pas de

modéliser un choix modal crédible. Rappelons qu'une probabilité de 50 % qu'un événement se produise indique qu'en réalité, un nombre aléatoire serait donc presque aussi performant que la modélisation. Cependant, en analysant le nombre et la dispersion de ces entrées médianes (et des données extrêmes) en fonction de l'âge, de la période, de la cohorte ou de leur localisation géographique, plusieurs informations intéressantes peuvent tout de même en être tirées. En effet, une concentration particulière selon l'une ou plusieurs de ces 4 caractéristiques permet de découvrir des groupes, une période ou un secteur où les variables explicatives ne permettent pas de prévoir clairement leurs comportements. De telles concentrations contribuent, entre autres, à fournir des indices sur des variables supplémentaires à ajouter au modèle. Elles permettent à tout le moins d'ouvrir des perspectives de recherche spécifiques à différents groupes, périodes ou environnements.

Concernant les modèles avec lien logarithmique, la procédure d'analyse des erreurs requiert davantage d'étapes. D'abord, les erreurs doivent être distribuées et comparées à une distribution normale. Si la distribution des erreurs suit la courbe normale et est raisonnablement bien centrée autour du 0, la qualité du modèle devrait être intéressante. La géolocalisation des écarts entre les données modélisées par rapport aux données observées permet ensuite d'évaluer la présence d'hétéroscédasticité. Il y a hétéroscédasticité lorsque plusieurs sous-ensembles de données modélisées sont caractérisés par différentes variances. Dans cette étude, cela se traduit, entre autres, par une concentration particulière d'écarts entre la simulation et les données originales dans certains types d'environnement au sein de la GRM. Généralement, la présence d'hétéroscédasticité force donc le chercheur à remettre en question la validité des tests de significativité réalisés sur les données modélisées. Finalement, l'amélioration du modèle passe par l'ajout ou le remplacement de variables de façon à capter les phénomènes à l'origine de ces concentrations. Le processus doit ensuite être reproduit.

3.2.5 Simulations probabilistes pour distributions binomiales et validation

Après avoir bonifié le modèle de référence et d'en avoir analysé les probabilités, l'étape suivante (pour les modélisations avec lien logit) consiste à simuler de nouvelles distributions à l'aide du modèle développé. Dans le cadre de ce travail, seules 2 distributions simulées sont réalisées par modèle. Un nombre plus important de simulations permettrait toutefois d'améliorer grandement la validation des modèles. Ces simulations probabilistes sont effectuées directement

dans le tableur Excel. Il est toutefois important de mentionner qu'il est pratiquement impossible pour un logiciel de générer un nombre parfaitement aléatoire. La formule ALEA() d'Excel (d'autres logiciels, dont Stata, ont aussi ce type de fonctionnalité) permet toutefois d'obtenir des valeurs pseudoaléatoires satisfaisantes pour les besoins de ce travail.

Le concept de la simulation probabiliste est assez simple dans le cas de la modélisation d'une distribution binomiale. Il s'agit simplement de générer un nombre (quasi) aléatoire pour chacune des entrées; si ce nombre est inférieur à la probabilité établie par le modèle, le comportement modélisé est adopté et vice versa (processus de Bernoulli). Le résultat est une distribution complètement modélisée des données originales.

3.2.5.1 Vérification graphique

Les distributions produites sont ensuite validées à l'aide d'une méthode graphique. D'abord, un graphique largement inspiré du diagramme de Lexis (Graphique 3-1) permet d'évaluer simultanément les effets d'âge, de période et de cohorte sur la variable dépendante étudiée. Ce graphique offre la possibilité d'illustrer, à la fois, les données transversales (observation du comportement de différentes cohortes à un même âge) et longitudinales (observation des cohortes sur une période prolongée).

Ensuite, les deux simulations préalablement introduites sont comparées entre elles pour assurer la reproductibilité des résultats produits par les modèles. Les simulations sont par la suite comparées à la distribution réelle afin d'évaluer la qualité des distributions simulées. Les figures suivantes illustrent quelques simulations produites dans le processus d'analyse portant sur l'utilisation de la marche.

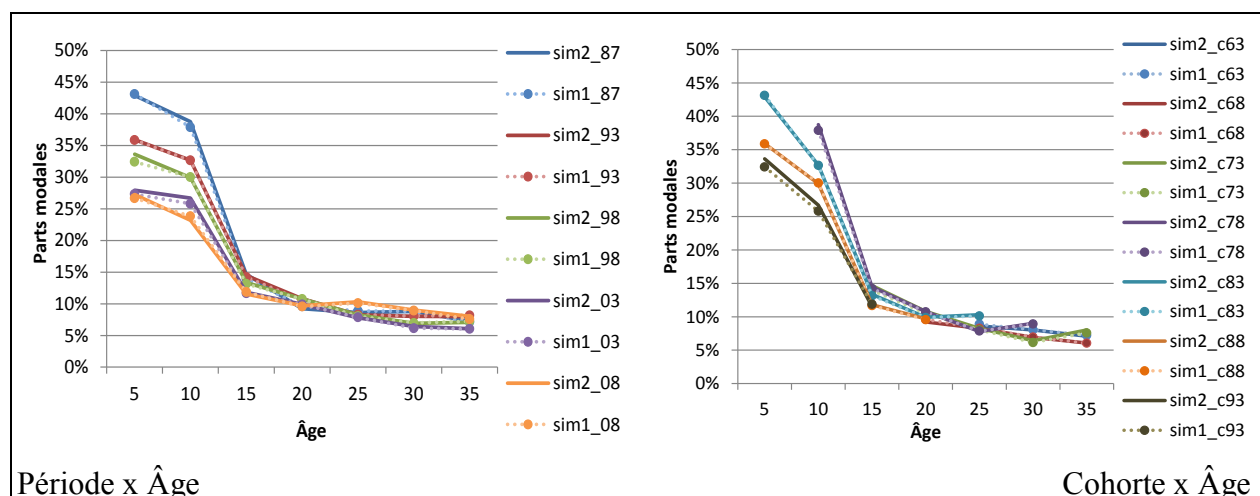


Figure 3-2. Modélisations des parts modales par simulations probabilistes (Marche)

L'observation des deux simulations démontre leur grande similarité. En fait, dans cet exemple, les différences observées entre celles-ci s'établissent entre -0,6 % et 0,3 % selon l'âge, la période ou la cohorte. Il semble donc possible d'avancer que le modèle offre des résultats relativement stables. Comme il a été mentionné précédemment, davantage de simulations devraient idéalement être effectuées pour soutenir cette affirmation.

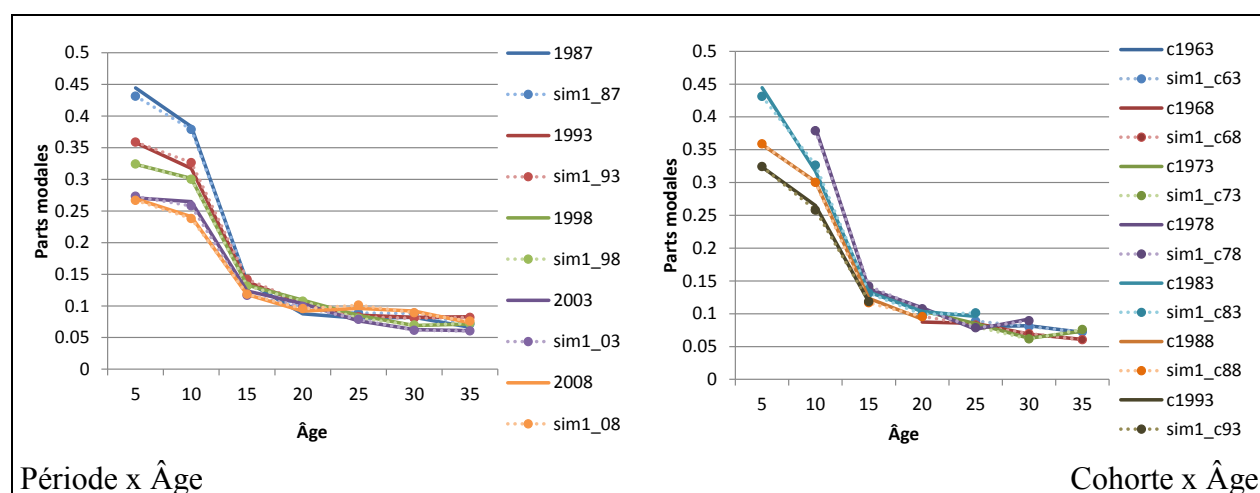


Figure 3-3. Comparaison des données réelles aux données modélisées

Finalement, les simulations (logit et logarithmique) doivent être comparées à la distribution réelle. Toujours dans l'exemple présenté, il est possible de souligner la similitude en matière de parts modales pour l'ensemble des âges, des périodes et des cohortes. Il est possible que la correspondance des tendances ne soit pas aussi flagrante pour toutes les analyses réalisées. Dans certains cas, des groupes spécifiques seront mal modélisés. Comme dans l'analyse préalable des

erreurs, ces discordances indiquent tout simplement que les variables explicatives intégrées dans le modèle ne parviennent pas à expliquer complètement les comportements de cette population. En ce sens, il fournit aussi de précieuses informations dans le processus d'analyse des habitudes de mobilité de la population étudiée.

CHAPITRE 4 ANALYSE DESCRIPTIVE DE LA MOBILITÉ DES JEUNES

4.1 Caractérisation et analyse de la mobilité des enfants

En raison de certaines particularités liées aux modèles Âge-Période-Cohorte (problématiques d'identification et d'échantillonnage décrites dans la section 2.4.2), une analyse descriptive très précise s'avère nécessaire. Celle-ci permet d'offrir des pistes vers lesquelles diriger l'analyse des résultats des modèles et de soutenir la formulation des hypothèses qui seront posées.

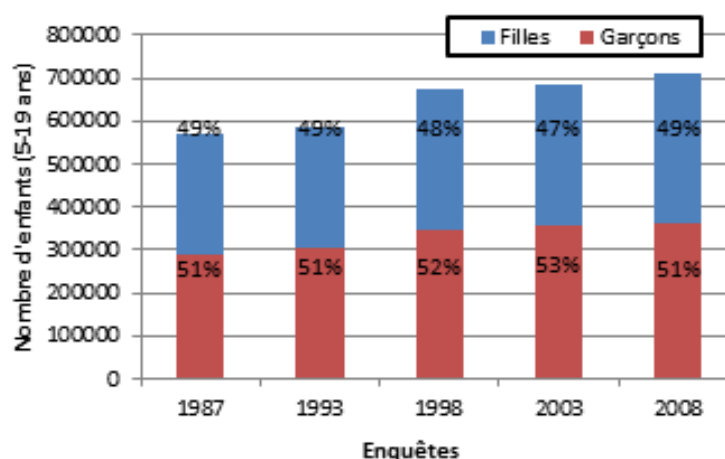
Contrairement à la plupart des analyses démographiques généralement produites, cette analyse ne se limitera pas à un territoire constant. L'objectif étant de comprendre l'évolution des comportements de mobilité des jeunes de la grande région de Montréal, l'ensemble de cette dernière doit être pris en compte, particulièrement si ses limites s'étendent avec le temps. En éliminant les données des secteurs ajoutés en périphérie d'une enquête à l'autre, certains phénomènes liés à la localisation des effectifs ne pourraient être analysés malgré leur pertinence. À titre d'exemple, l'étalement urbain, phénomène caractérisé entre autres par le développement des secteurs périphériques, ne pourrait évidemment pas être analysé convenablement à territoire constant. Or, cette tendance, documentée et identifiée dans la GRM (Bussière & Dallaire, 1994; Montminy, 2010) génère de profonds impacts sur les habitudes de déplacements des individus habitant au sein des secteurs la composant.

L'analyse descriptive qui suit est divisée en 5 grandes sections et porte principalement sur les enfants de 5 à 19 ans. La population âgée de 20 à 39 ans est aussi traitée lorsque certains phénomènes d'intérêt ont été observés. Suite à l'analyse démographique de la population ciblée, une attention particulière est portée à l'évolution des distances et du nombre moyen des déplacements réalisés, à la durée des activités des enfants puis à l'évolution des répartitions modales observées dans les bases de données OD disponibles. Ces quatre éléments seront particulièrement importants dans l'identification des caractéristiques à exploiter dans les modélisations APC(C). Finalement, les déplacements dont le motif est « Retour au domicile » ont été considérés dans cette analyse descriptive (à l'exception de la section 4.1.4) bien qu'ils aient été évacués de l'ensemble de données utilisées dans le processus de modélisation.

4.1.1 Composition démographique

Au cours des 21 années étudiées, le nombre d'enfants recensés par les enquêtes OD a augmenté considérablement. Ceci peut s'expliquer par différentes raisons. D'une part, le territoire d'enquête s'est étendu de 3 300 km² en 1987 à 8 200 km² en 2008 (Agence métropolitaine de transport, 2010). D'autre part, le taux de natalité dans la région administrative (RA) de Montréal a connu une hausse au cours des années 1990, suivie d'une légère diminution dans les années 2000 pour finalement s'établir à 11,9 pour mille en 2008 par rapport à 11,6 pour mille en 1986 (Institut de la Statistique du Québec, 2012b). Ensembles, ces tendances en matière de naissances, combinées à une hausse globale de la population de la RA de Montréal sur la vingtaine d'années étudiées (Institut de la Statistique du Québec, 2012a) expliquent donc l'augmentation du nombre d'enfants observés dans les enquêtes OD entre 1987 et 2008. Au niveau de la répartition selon le sexe, il est possible de souligner la représentation légèrement supérieure des garçons par rapport aux filles, ce qui concorde aussi avec les observations de l'Institut de la Statistique du Québec.

Graphique 4-1. Enfants recensés par enquête



Une fois distribués au sein de pyramides d'âge, les phénomènes liés aux taux de natalité décrits plus tôt sont facilement observables (Figure 4-1). En effet, les taux de natalité plus élevés du début des années 1990 se traduisent naturellement par un nombre d'enfants plus important de 5 à 8 ans en 1998. Dix ans plus tard, cette « cohorte » et les enfants qui ont suivi ont donc complètement comblé le creux observé dans la portion centrale (10-14 ans) de la pyramide de 1998.

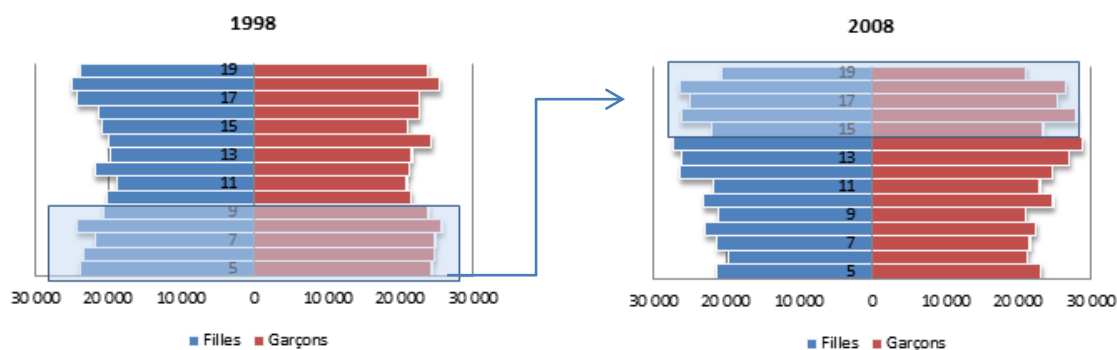


Figure 4-1. Pyramides d'âge (5-19 ans) des données OD en 1998 et 2008

La géolocalisation des enfants dans la GRM (Figure 4-3) permet d'observer la présence d'importantes concentrations de jeunes sur l'île de Montréal, et plus particulièrement au sein des arrondissements centraux où les densités atteignent régulièrement près (et parfois plus) de 1 000 enfants par km². Les banlieues immédiates, donc l'ouest et de l'est de l'île, tout comme certains secteurs de Laval et Longueuil ont aussi des densités d'enfants allant de 350 à 700 enfants par km² tandis que les couronnes n'offrent aucun environnement ayant une densité supérieure à 350 enfants par km². En termes nets, le nombre d'enfants localisés dans plusieurs secteurs composant le centre et l'est de l'île de Montréal est en déclin (Figure 4-2). Les couronnes Nord et Sud semblent être en croissance, tout comme l'ouest de Montréal et Laval. Notons que certaines données issues de territoires ne faisant pas officiellement partie du territoire d'enquête en 1987 étaient tout de même disponibles dans cet ensemble de données. Ceci explique notamment les diminutions observées à Kahnawake et dans quelques autres secteurs hors territoire OD 1987.

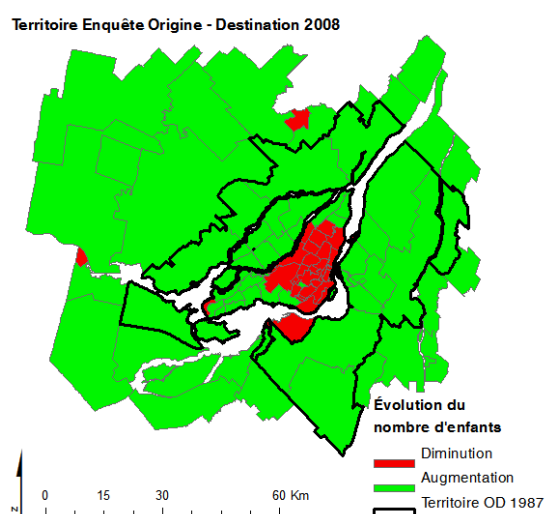


Figure 4-2. Évolution du nombre d'enfants entre 1987 et 2008

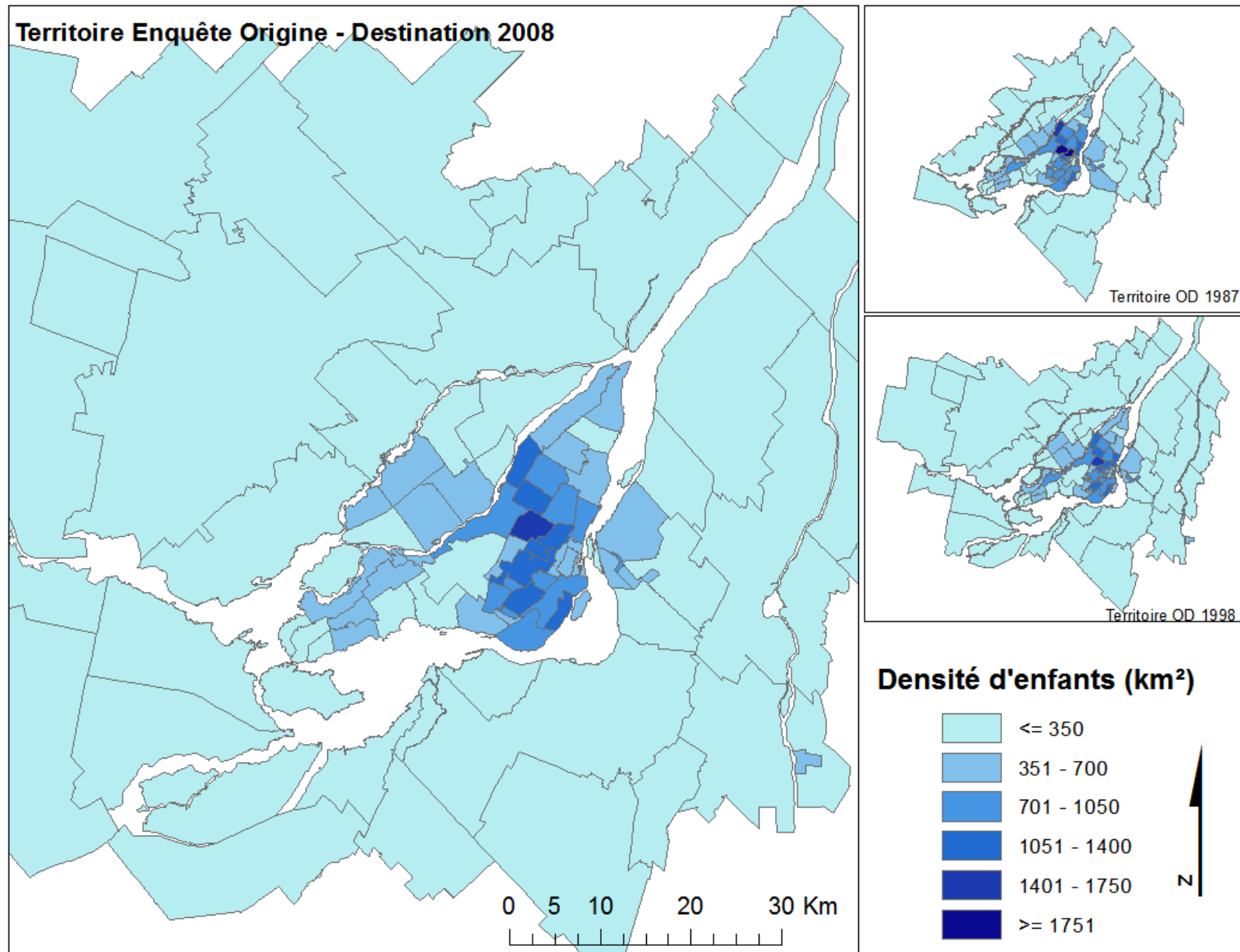
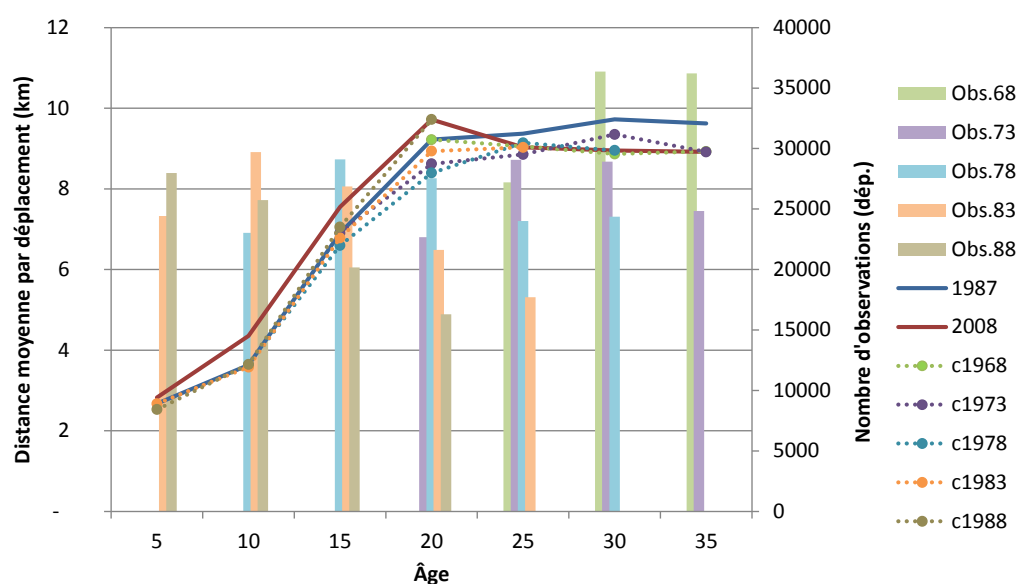


Figure 4-3. Densités d'enfants par secteur en 1987, 1998 et 2009

4.1.2 Distance des déplacements

L'analyse de l'évolution de la distance moyenne des déplacements selon l'âge, la période et la cohorte permet de relever plusieurs phénomènes intéressants (Graphique 4-2). Dans un premier temps, un effet d'âge pourrait être à l'origine de deux phases particulières dans l'évolution des distances de déplacements. D'abord, entre 5 et 19 ans, une augmentation très rapide des distances moyennes est observable. Cette phase, où les déplacements moyens sont réalisés sur des distances allant de près de 3 km pour les 5-9 ans à plus de 7 km pour les 15-19 ans, est suivie d'une stabilisation autour de 9 km par déplacement pour les 20-35 ans.

Graphique 4-2. Évolution des distances moyennes des déplacements

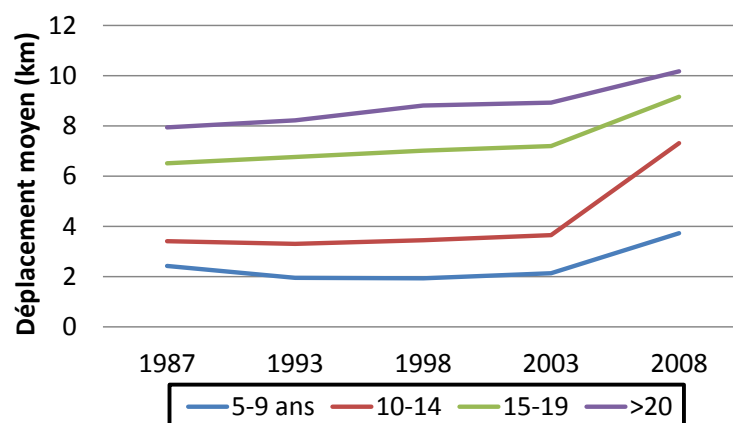


Peu d'informations pertinentes semblent pouvoir être tirées de l'analyse des cohortes dans ce graphique. Par contre, l'analyse par période permet d'abord d'illustrer l'augmentation des distances moyennes des déplacements chez les jeunes (5-19 ans) entre 1987 et 2008. En isolant les déplacements réalisés selon le motif, il est possible de remarquer que cette hausse est probablement due à une augmentation des distances des déplacements scolaires (Graphique 4-3). De plus, celle-ci semble être particulièrement prononcée entre 2003 et 2008 pour tous les groupes d'âge, ce qui laisserait présager la présence d'un effet de période. Une analyse plus détaillée des déplacements scolaires sera développée au cours du chapitre suivant. Dans une moindre mesure,

les déplacements effectués pour des loisirs semblent aussi suivre une tendance similaire, et ce, particulièrement pour les jeunes âgés de 5 à 14 ans.

Du côté des adultes (20-39 ans), la tendance semble être à la réduction des distances des déplacements. La segmentation des données en fonction du sexe des individus permet de nuancer cette tendance. Cette réduction des distances moyennes en 2008 n'est effectivement valide que pour les hommes adultes (dont les distances moyennes sont évaluées entre 9,8 km et 10,1 km, selon l'âge). Parallèlement, les données indiquent une augmentation des distances moyennes des déplacements des femmes adultes, sans toutefois qu'elles atteignent celles observées chez les hommes (7,8 km à 8,3 km).

Graphique 4-3. Distances moyennes par période et groupe d'âge : motif études



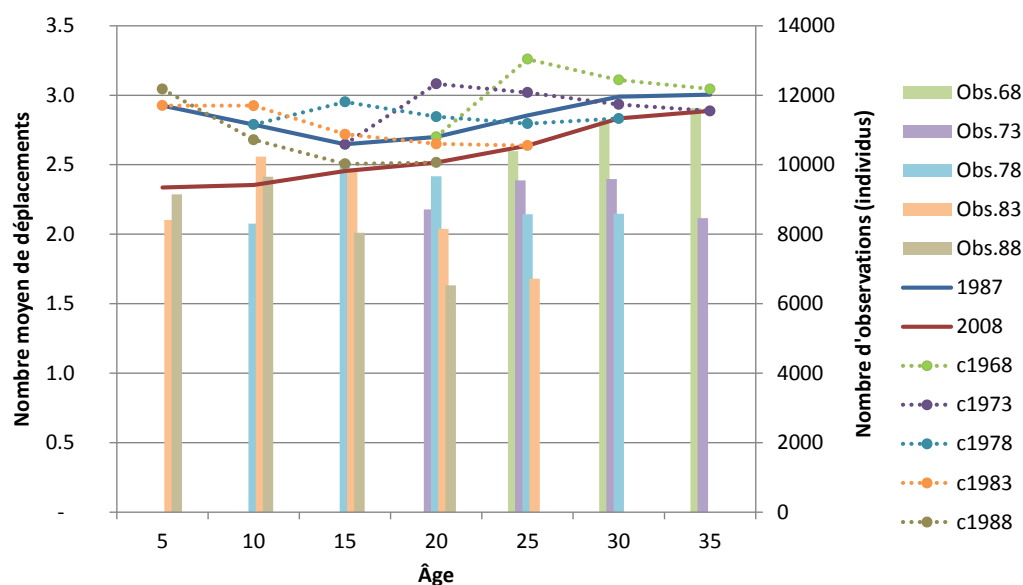
4.1.3 Nombre de déplacements

Les données des enquêtes OD de 1987 à 2008 indiquent une baisse généralisée du nombre de déplacements moyen par individu (non-mobiles exclus). Malgré tout, en 2008, il est possible d'observer la présence d'un petit effet d'âge. Le Graphique 4-4 semble permettre l'identification d'une augmentation constante du nombre moyen de déplacements en fonction du vieillissement des individus alors que ça ne semblait pas être le cas en 1987. Au cours de la période étudiée, il est donc possible que l'influence de l'âge sur le nombre moyen de déplacements ait changé.

L'analyse des effets de cohorte semble toutefois être faussée par les données de l'enquête OD de 1993. En effet, la valeur la plus importante pour chacune des cohortes est systématiquement relevée en 1993 et celles-ci détonnent des tendances observées à chaque reprise. Ceci serait dû à certains changements méthodologiques introduits lors de cette enquête. En insistant pour

communiquer directement avec les différents membres du ménage plutôt que de se fier aux déclarations d'un seul répondant lors des entrevues, les enquêteurs réussirent à réduire la sous-déclaration des déplacements, notamment dans la période du midi (Chapleau, Allard, Lavigueur, & Grondines, 1995).

Graphique 4-4. Évolution du nombre moyen de déplacements par individu

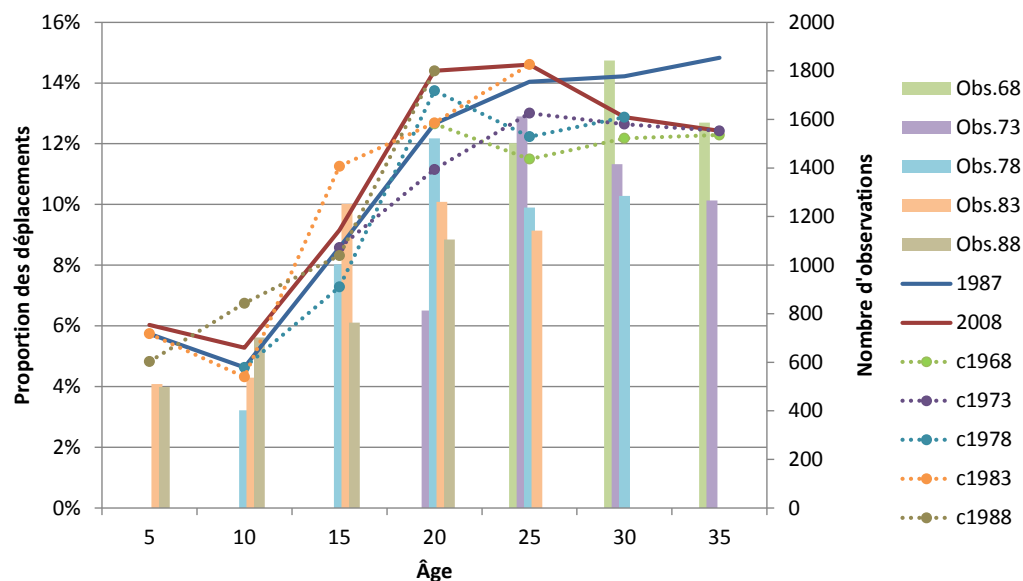


Les données semblent malgré tout indiquer la présence d'un léger effet de cohortes (réduction du nombre moyen de déplacements d'une cohorte à l'autre). Un phénomène similaire se manifeste lors de l'analyse de la proportion des non-mobiles (Graphique 4-5). En effet, pour chaque cohorte, la valeur recueillie en 1993 représente la proportion la moins élevée de non-mobiles pour le groupe d'âge observé. Il est donc fort probable qu'elle ait été surestimée au sein des autres enquêtes. Ces éléments devront donc être considérés lors de la modélisation APC.

Tout comme l'évolution de la distance moyenne des déplacements, le sexe semble influencer différemment le comportement des enfants par rapport à celui des adultes en matière de nombre moyen de déplacements réalisés. En effet, avant 20 ans, le nombre de déplacements moyens par individu est pratiquement identique entre les filles et les garçons (à quelques centièmes près). Par contre, en 2008, les femmes âgées de 35 à 39 ans effectuent en moyenne 0,30 déplacement supplémentaire par rapport aux hommes. La différence est de 0,34 pour les femmes de 30 à 34 ans, de 0,20 pour celles de 25 à 29 ans et de 0,05 déplacement en moyenne pour les femmes de

20 à 24 ans. Ces tendances se manifestent sur l'ensemble des périodes étudiées, mais le phénomène semble s'intensifier d'une enquête à l'autre.

Graphique 4-5. Évolution de la proportion des non-mobiles



L'analyse des non-mobiles ne permet pas d'identifier d'effets de périodes ou de cohortes clairs. Les taux de non-mobiles variant largement (parfois à la hausse, parfois à la baisse) selon la période et les cohortes observées. L'effet d'âge semble par contre être présent. D'abord, très peu d'enfants (moins de 6 %) de 5 à 14 ans n'ont effectué aucun déplacement le jour où ils ont été sondés par rapport au reste de la population. La proportion de non-mobiles augmente ensuite considérablement pour les 15-19 ans et se stabilise enfin entre 12 % et 14 % de la population entre 20 et 39 ans. Le sexe influence toutefois ce seuil de stabilisation. Pour les femmes, celui-ci se trouverait légèrement au-dessus de 15 % alors qu'une estimation plus juste de la proportion des hommes non-mobiles serait autour de 10 %. La proportion des enfants non-mobiles (5-19 ans) ne semble pas être différenciée selon le sexe.

4.1.4 Durée des activités

L'analyse de la durée des activités pratiquées par les enfants s'avère particulièrement intéressante, car elle permet de mieux comprendre la planification de leur journée *typique*. Les heures de départ et d'arrivée de déplacements successifs d'un même individu, couplées aux motifs de déplacements, permettent justement d'évaluer quelle proportion d'une population

donnée, lors d'une journée normale de semaine, pratique une activité en fonction de l'heure de la journée. Il est toutefois important de noter que les durées d'activités présentées dans les prochains graphiques incluent la durée des déplacements menant les enfants vers leurs destinations. Ainsi, une croissance des durées d'activité calculées pourrait être due à une réelle augmentation du temps passé à pratiquer une activité, à une augmentation des temps de déplacements (en raison de différents facteurs, tels qu'une augmentation des distances de déplacement ou une dégradation des conditions routière, par exemple) ou à une combinaison des deux.

Plusieurs éléments ressortent d'une telle analyse lorsqu'elle est appliquée aux jeunes du grand Montréal. Dans un premier temps, il est possible d'observer le prolongement de la journée des étudiants entre 1987 et 2008. En effet, de plus en plus d'enfants quittent leur domicile pour l'école entre 6 h et 7 h par rapport à 1987. De moins de 2 % des jeunes en 1987, cette proportion s'élevait à 4,7 % des enfants de 5 à 19 ans en 2008. Dans le même ordre d'idées, en 1987, seuls 21 % des jeunes n'avaient toujours pas quitté leur établissement scolaire entre 16 h et 17 h. En 2008, cette proportion s'élevait à 31 %. Entre 17 h et 18 h, la proportion est restée relativement stable, passant de 8 % à 10 % des jeunes recensés.

Par ailleurs, les données permettent de souligner une légère baisse de la proportion des étudiants quittant leur établissement scolaire au cours de la période du dîner (entre 12 h et 13 h). Les données d'enquêtes OD indiquent que la proportion maximale d'enfants en activités pour des motifs scolaires en 1987 était de près de 81 %, et ce, entre 11 h et 12 h. Au cours du dîner cette proportion baissait à 78,2 % avant de remonter à un peu plus de 80 % dès 13 h. En 2008, ce petit creux lié à la période du midi avait pratiquement disparu. De 84,3 % entre 11 h et 12 h, la proportion baissait d'à peine 1 % pour le dîner avant de remonter de 0,5 % à 13 h.

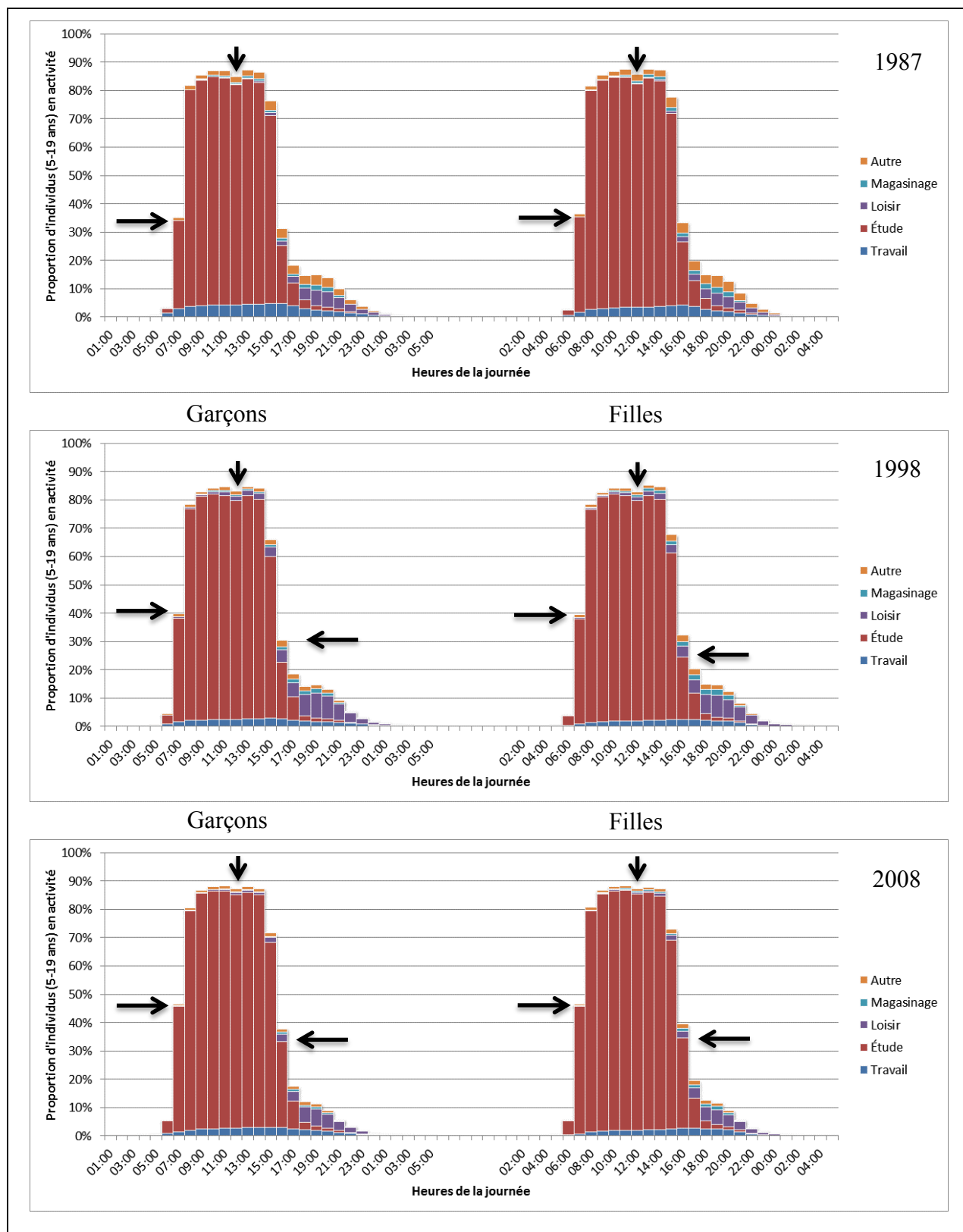


Figure 4-4. Proportion des jeunes (5-19 ans) en activité selon le sexe et le motif

4.1.5 Répartition modale

La répartition des modes utilisés par les enfants de la GRM sur la vingtaine d'années étudiée s'inscrit logiquement dans les tendances observées dans les sections précédentes. Un rapide coup d'œil à la Figure 4-5 permet effectivement de souligner une diminution de l'utilisation de la marche et du vélo (MV) pour les jeunes de 5 à 12 ans entre 1987 et 2008. Au cours de la même période, la popularité des modes actifs serait restée assez stable pour les enfants de 13 à 19 ans. L'accompagnement en voiture (AP) est toutefois le mode en croissance par excellence. La proportion des déplacements effectués à l'aide de ce mode aurait augmenté pour tous les âges de 5 à 18 ans, pour les garçons et les filles. Quant à elle, la proportion des déplacements en autobus scolaire (BS) aurait légèrement diminué pour les jeunes de 5 à 9 ans alors qu'une petite hausse (de 0,05 % à 1,5 %) peut être observée pour les enfants plus âgés. L'utilisation des transports collectifs (TC) entre 8 et 12 ans stagne, voyant son poids diminuer de 0,01 % à 0,6 % (selon l'âge) par rapport aux autres modes. Enfin, il est possible d'observer une légère hausse de la proportion des déplacements effectués en voiture (AC) pour les femmes (entre 0,01 % et 0,85 % selon le groupe d'âge) et pour les hommes de 17 et 18 ans (0,08 % et 0,44 %, respectivement).

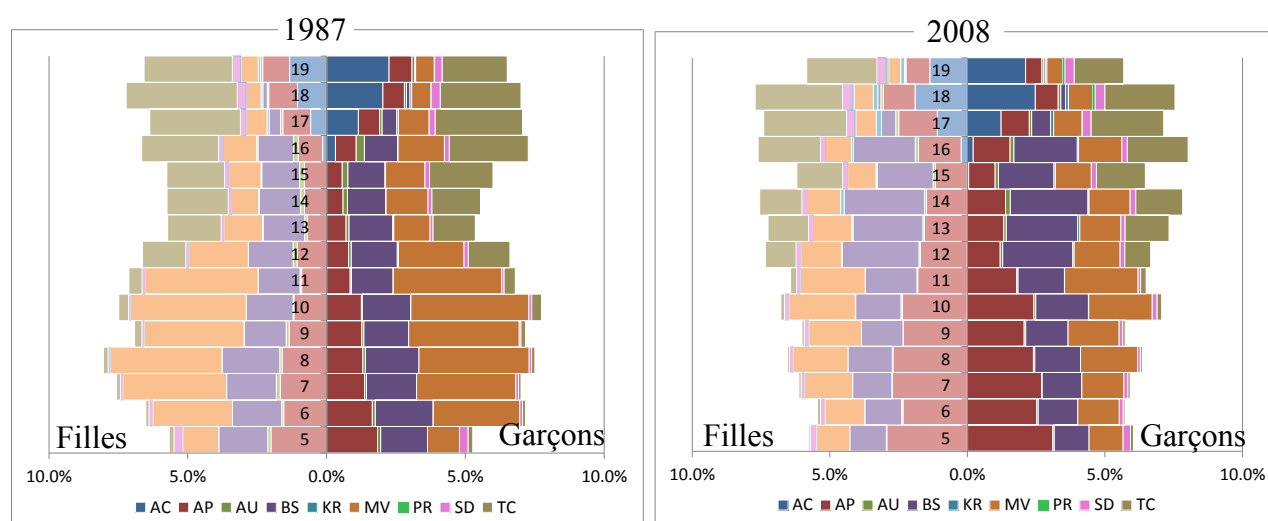
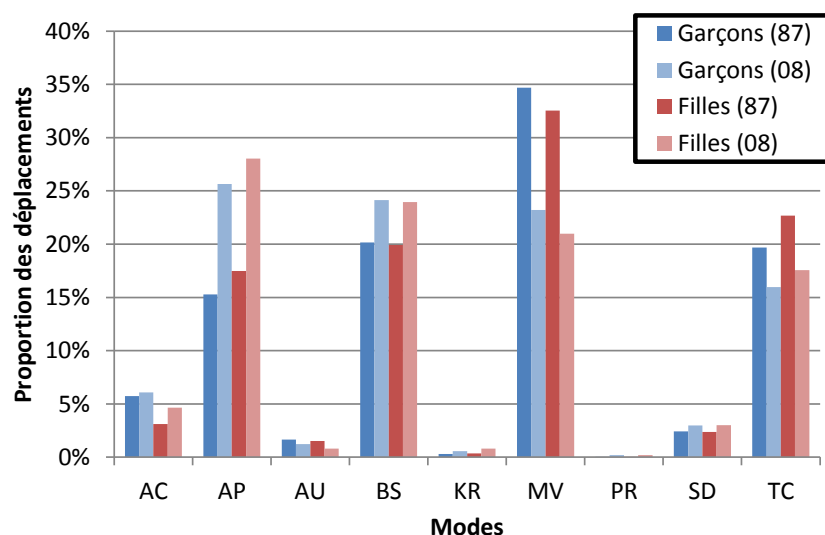


Figure 4-5. Proportion des déplacements effectués par les enfants en fonction du mode

Graphique 4-6. Répartition modale en 1987 et 2008 selon le sexe

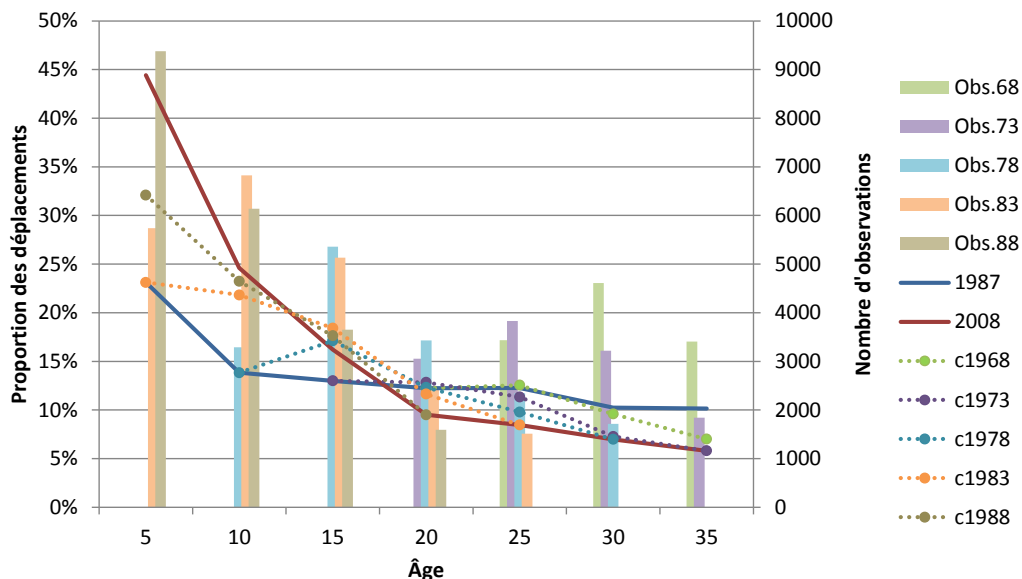


Le Graphique 4-6 offre une perspective plus globale de l'évolution de la répartition modale. Comme mentionné plus tôt, la proportion des déplacements où les enfants sont étroitement supervisés (AP et BS) était beaucoup plus grande lors de l'enquête de 2008 qu'elle ne l'était en 1987. Ces gains s'élèvent à $\approx 11\%$ pour le mode auto passager et à $\approx 4\%$ pour l'autobus scolaire. Ils ont été principalement effectués aux dépens des modes où l'enfant jouit d'une plus grande autonomie (MV et TC), la marche et le vélo accusant effectivement un recul d'un peu moins de 12% et les transports en commun, d'environ 4% sur 20 ans. Les prochaines lignes permettront d'analyser l'utilisation de ces quatre principaux modes plus en profondeur.

4.1.5.1 Auto passager (AP)

Le diagramme permettant l'analyse des effets d'âge, de période et de cohorte pour ce mode de déplacement s'avère plutôt intéressant (Graphique 4-7). D'abord, l'effet d'âge semble se manifester par une courbe illustrant une relation inversement proportionnelle entre l'âge et la popularité du *covoiturage*. Cette relation n'était pas aussi importante en 1987, ce qui laisserait présager la présence d'un effet de période ou de cohorte combinée à cet effet d'âge. En effet, dès 1993, il est possible d'observer une hausse parfois supérieure à 10% des déplacements AP par rapport à l'année de référence pour les groupes d'âge les plus jeunes. Inversement, à partir de 1998, le covoiturage chez les individus de plus de 20 ans perd en popularité (diminution de $\approx 5\%$ entre 1987 et 2008).

Graphique 4-7. Évolution des déplacements auto passager



Entre 5 et 19 ans, la proportion des déplacements effectués en covoiturage semble être légèrement plus élevée chez les filles par rapport aux garçons, mais aucune tendance lourde ne diffère en fonction du sexe des jeunes. Par contre, chez les adultes de plus de 20 ans, il est intéressant d'observer la quasi-absence d'effet période chez les hommes alors que d'importantes variations semblent pouvoir être observées chez les femmes sur les 20 années étudiées (Figure 4-6).

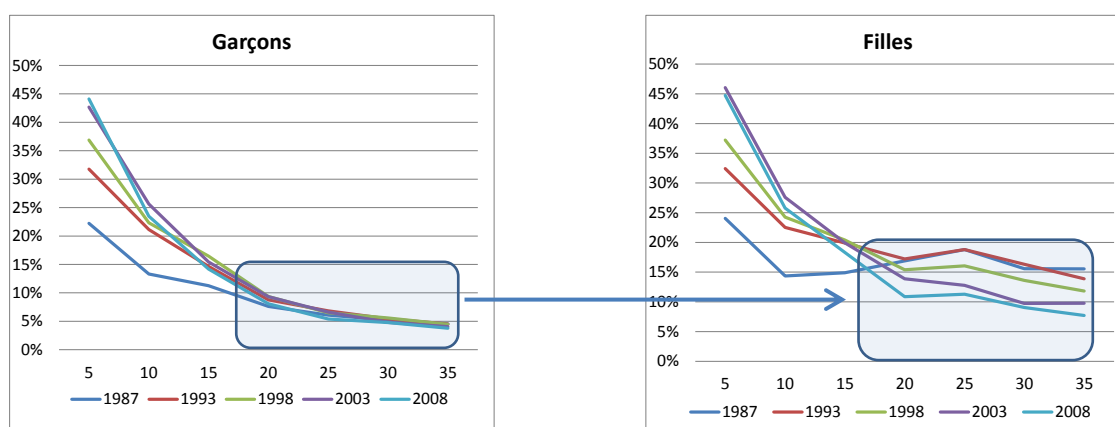
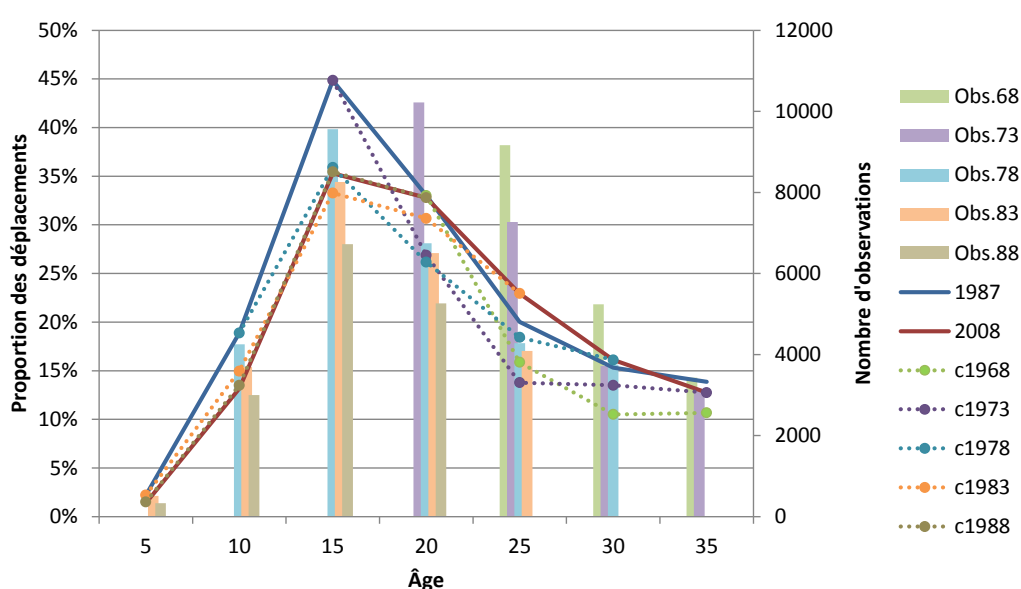


Figure 4-6 Proportion des déplacements AP par sexe, âge et période

4.1.5.2 Transport en commun

Encore une fois, c'est l'effet d'âge qui est le plus facilement identifiable dans le graphique portant sur la proportion des déplacements effectués en transports collectifs (Graphique 4-8). Très peu utilisé chez les 5-9 ans, ce mode de déplacements devient plus populaire chez les 10-14 ans (entre 14 % et 19 % des déplacements) avant de voir sa représentation gonfler entre 35 % et 45 % des déplacements (selon la période observée) chez les 15-19 ans. Par la suite, la popularité des transports en commun diminue en fonction de l'âge jusqu'aux individus âgés de 35 à 39 ans.

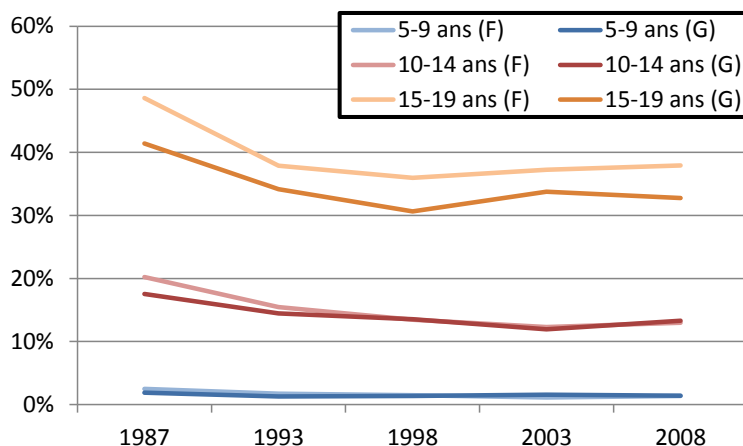
Graphique 4-8. Évolution des déplacements TC



Les tendances en matière de proportion de déplacements effectués en transports collectifs chez les enfants semblent avoir emprunté deux directions opposées au cours de la période à l'étude. Des sommets atteints pour les 5-19 ans en 1987, la proportion des déplacements TC a chuté en 1993 puis en 1998. Par la suite, celle-ci a lentement remonté pour rejoindre, en 2008, le niveau de 1993 (ou 1998, selon le groupe d'âge). Il est toutefois difficile d'affirmer à quels effets (période ou cohorte) ces tendances peuvent être attribuées. Par contre, le sexe semble avoir une influence sur l'utilisation de ce mode de transport (Figure 4-9). Les trajets complétés en transports collectifs par les filles représentent, minimalement, la même proportion que leur contrepartie masculine (plus ou moins 0.5 %) et, dans bien des cas, la surpasse (jusqu'à 7 % supplémentaires pour les filles de 15-19 ans en 1987). Finalement, malgré la diminution de la proportion des

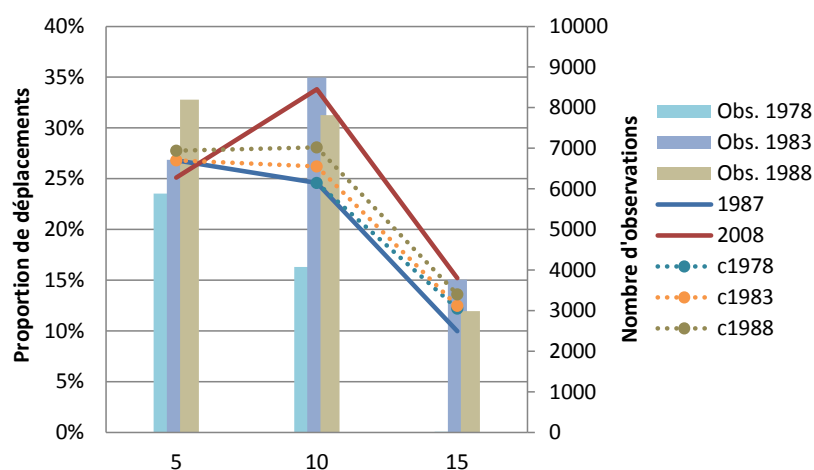
déplacements TC chez les jeunes entre 1987 et 2008, un léger regain de popularité pour ce mode est observé entre 20 et 34 ans.

Graphique 4-9. Comparaison par sexe de l'utilisation du mode TC



4.1.5.3 Autobus scolaire

Globalement, la proportion des déplacements réalisés en autobus scolaire (BS) par les jeunes aurait augmenté entre 1987 et 2008. Quelques nuances peuvent être apportées afin de clarifier ce phénomène. D'abord, chez les 5-9 ans, la proportion des déplacements BS recule de 2 % au cours de la période à l'étude. Celle-ci augmente toutefois de 9 % chez les 10-14 ans et de 5 % chez les 15-19 ans. Ensuite, contrairement à la plupart des autres modes, il n'y a que très peu de différence dans le comportement des enfants en fonction du sexe, du moins, en 2008.



Graphique 4-10. Évolution des déplacements en autobus scolaire

Lors de certaines périodes (1998 et 2003), la différence entre les proportions de déplacements BS selon le sexe pouvait s'élever à plus de 1,5 % alors qu'en 2008, la différence, peu importe le groupe d'âge, était toujours inférieure à 1,0 % selon les données OD.

En somme, l'effet d'âge semble toujours être très présent dans l'explication de ce phénomène. Un petit effet de cohorte (augmentation des taux d'utilisation d'une cohorte à l'autre) semble aussi pouvoir être identifié. Finalement, un faible effet de période semble influencer les jeunes en fonction de leur âge. Chez les 5-9 ans, la proportion des déplacements effectués en autobus scolaire semble diminuer d'une enquête à l'autre alors que l'inverse peut être observé pour les 10-19 ans.

La spatialisation des déplacements réalisés en autobus scolaire permet toutefois de mettre en valeur une particularité liée à l'offre de ce mode de transport. En effet, la Figure 4-7 illustre les faibles parts modales de cette alternative sur l'île de Montréal et dans certains secteurs plus densément peuplés (dont Laval, Longueuil, St-Jean et St-Jérôme). Le phénomène inverse est observé pour le transport public, ses plus grandes parts modales étant principalement observées au sein de secteurs à haute densité d'occupation. Il semble donc y avoir une certaine « complémentarité géographique » entre ces alternatives de transport dans leur réponse à la demande des jeunes en matière de déplacements scolaires. Cette propriété doit être considérée dans le processus de modélisation. L'agrégation des déplacements en transports en commun et en autobus scolaire risque donc d'être une approche à privilégier.

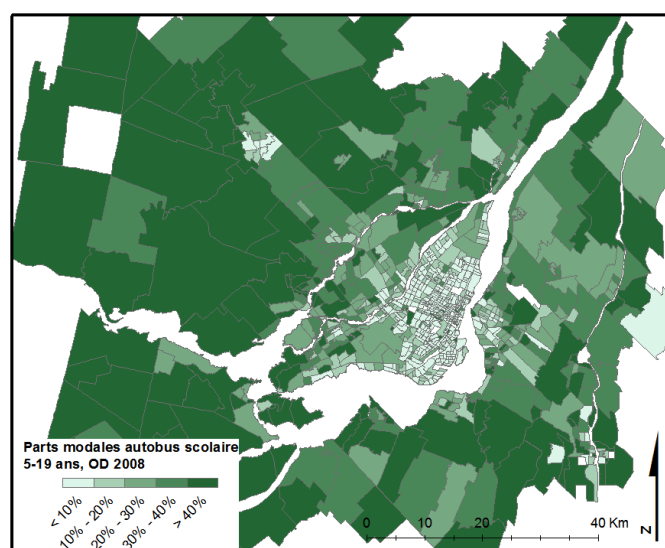
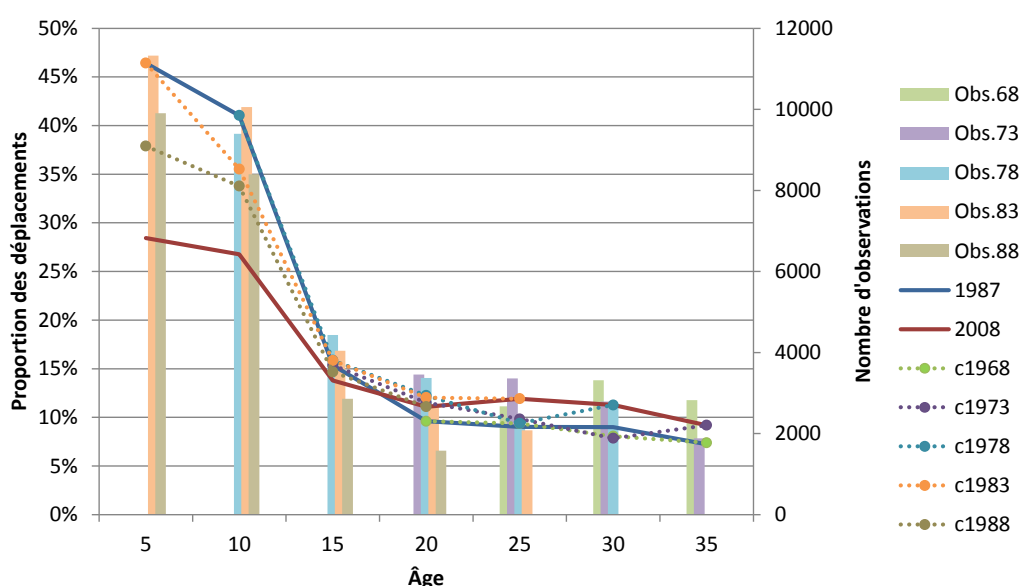


Figure 4-7. Part modale de l'autobus scolaire chez les 5-19 ans en 2008

4.1.5.4 Marche et vélo

Les tendances associées à l'utilisation de la marche et du vélo semblent être diamétralement opposées à celles observées pour le covoiturage (AP). En 2008, il est effectivement possible d'observer une baisse de la popularité de la marche chez les plus jeunes (5-19 ans) par rapport à 1987 alors que les données exploitées signalent une légère augmentation ($\approx 2\%$) de la proportion des déplacements actifs chez les 20-39 ans (effets cohorte). Chez les 5-9 ans et chez les 10-14 ans, cette tendance se traduit par une baisse de 18 % et 14 % respectivement.



Graphique 4-11. Évolution des déplacements en transports actifs

L'âge et la cohorte semblent ici aussi jouer un rôle majeur dans le choix modal des enfants (5-14 ans), car, malgré ces diminutions considérables, c'est toujours chez ces individus qu'il est possible d'observer les plus hauts taux d'utilisation des modes actifs (plus de 25 % pour ce groupe d'âge). Par la suite, la proportion des déplacements actifs réalisés se stabilise (autour de 10 %) entre 20 et 39 ans pour l'ensemble des cohortes, signifiant ainsi la faible présence d'effets d'âge et de cohortes pour cette tranche de la population étudiée. Concernant l'influence du sexe des individus, elle semble, elle aussi, être différenciée entre l'enfance et l'âge adulte. Règle générale, les jeunes filles (5-19 ans) pratiqueraient moins les transports actifs que les garçons du même âge. Par contre, dès 20 ans, et pour tous les groupes d'âge subséquents (à l'exception des

20-24 ans en 2008), la proportion des déplacements actifs réalisés chez les femmes serait plus élevée que chez les garçons bien que la différence s'amointrisse d'une enquête à l'autre.

Enfin, malgré le fait que cette analyse ait porté sur une combinaison des deux principaux modes de déplacements actifs, il est impossible de nier le fait que la marche et le vélo aient un profil foncièrement distinct. En plus d'obtenir leurs parts modales les plus importantes au sein de secteurs différents (quelques concentrations au sein des couronnes pour le vélo alors que la marche semble particulièrement populaire dans la portion centrale de l'île de Montréal), la part modale de la marche chez les jeunes de 5 à 19 ans est largement supérieure à celle du vélo (entre parenthèses dans le Tableau 4-1) tout comme son nombre d'utilisateurs. La distance moyenne parcourue par déplacement chez les cyclistes est, quant à elle, plus élevée que celle observée pour les piétons. Les différences notables dans la caractérisation de ces deux modes de déplacement devront donc, elles aussi, être considérées dans le processus de modélisation APC(C).

Tableau 4-1. Statistiques relatives à la marche et au vélo en 2008 (5-19 ans)

	Vélo	Marche
Nombre de déplacements	23 549 (1.4%)	336 500 (20.7%)
Nombre d'utilisateurs	10 746	155 334
Nombre moyen de déplacements par utilisateur	2,19	2,17
Distance cumulative parcourue* (km à vol d'oiseau)	51 424 (0,7%)	239 044 (3%)
Distance moyenne par déplacement (km)*	2,18	0,71

*Statistiques calculées sans les entrées dont la distance de déplacement n'est pas disponible.

4.1.6 Discussion

Les analyses descriptives développées tout au long des derniers paragraphes ont permis de souligner plusieurs éléments intéressants. D'abord, il est important de mentionner que, d'une période d'enquête à l'autre, le territoire visé s'est grandement élargi. En 1987, il était relativement petit et rassemblait les secteurs les plus densément peuplés de la RMR de Montréal (ainsi qu'un nombre limité de banlieues). Il s'est graduellement étendu pour compter, en 2008, plusieurs milliers de km² supplémentaires de secteurs périphériques aux caractéristiques suburbaines. Ainsi, lorsque calculés pour l'ensemble de la GRM, certains indicateurs caractérisant les déplacements des résidents de l'agglomération montréalaise sont nécessairement influencés par des comportements très différenciés en fonction du secteur observé. Par exemple, en 2008, la distance moyenne des déplacements effectués par les enfants de la GRM était évaluée à 4,85 km, tous motifs confondus (en évacuant les non-mobiles). Or, tel que démontré dans la Figure 4-8, cet indicateur varie de moins de 4 km à plus de 10 km selon le secteur en question.

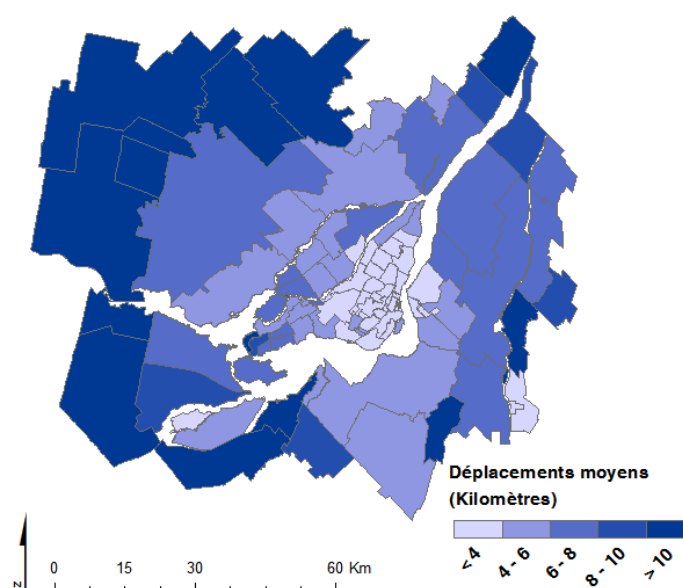


Figure 4-8. Distance moyenne des déplacements par secteur géographique (5-19 ans en 2008)

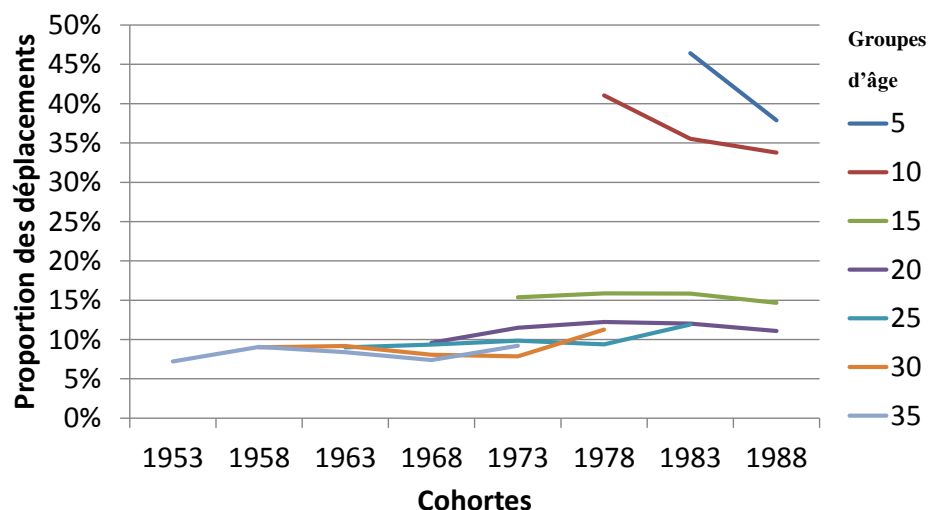
L'interprétation des valeurs globales doit donc être effectuée prudemment. Par contre, à défaut d'être parfaitement représentatives de la situation observée dans la GRM à une époque donnée, ces valeurs permettent néanmoins d'évaluer l'évolution des caractéristiques de la population (toujours croissante) tombant sous l'influence de la métropole.

Il est donc possible d'affirmer que généralement, les jeunes de la GRM effectuent quotidiennement moins de déplacements qu'ils ne le faisaient en 1987 (section 4.1.3). Par contre, chaque déplacement complété serait un peu plus long qu'il ne l'était il y a un peu plus de 20 ans (section 4.1.2). Ces deux éléments pourraient d'abord être expliqués par la diffusion de la population sur le territoire de l'agglomération montréalaise. En effet, la croissance, en matière de localisation des enfants, s'est peu à peu concentrée au sein de secteurs périphériques depuis 1987 (section 4.1.1). La plupart du temps, ces milieux sont caractérisés par une forte ségrégation géographique des fonctions (résidentielle, commerciale, institutionnelle, etc.) associées aux environnements urbains et à de très faibles niveaux d'occupation du sol, ce qui dilate d'autant plus les distances à parcourir. Le transfert de la croissance vers ce type de milieu contribue à ce qu'une proportion toujours grandissante de jeunes réside dans un environnement doté d'un faible nombre de destinations (école, activités, amis, commerces, etc.) localisées dans un périmètre leur permettant de les fréquenter, et ce, sans que leurs déplacements soient supervisés par leurs parents. Parallèlement, tel qu'il a été démontré dans l'analyse de la durée des activités des enfants (section 4.1.4), le nombre d'heures passées à l'école a augmenté pour bon nombre d'enfants au cours de la période étudiée. Autrement dit, plusieurs jeunes de la GRM auraient simplement moins de temps libre pour pratiquer et atteindre leurs activités qui, elles, sont de plus en plus éloignées les unes des autres. Souvent dépourvus de moyens efficaces pour se déplacer vers ces activités par eux-mêmes, ils doivent régulièrement se rabattre sur le covoiturage familial pour combler leur besoin de mobilité (section 4.1.5.1). Il est effectivement possible d'observer d'importantes baisses dans la proportion des déplacements effectués en modes actifs (section 4.1.5.4), en transports en commun (section 4.1.5.2) et même en autobus scolaire chez les 5-9 ans (section 4.1.5.3), le tout, au profit du mode auto passager.

L'analyse descriptive des données dans une optique d'identification des effets d'âge, de période, de cohorte (et autres caractéristiques) permet d'aider à l'éventuelle interprétation des résultats issus des modélisations. À ce niveau, il est intéressant d'observer la disparition graduelle de certains effets lorsque les enfants avancent en âge. En matière de distance moyenne des déplacements, il est possible de relever clairement l'effet d'âge entre 5 et 19 ans avant de se dissiper au-delà de 20 ans. Le même phénomène peut être constaté au niveau du taux d'utilisation de la marche et du vélo. Ce mode de transport semble aussi être influencé par de grands effets de

cohortes (Graphique 4-12) et de périodes, mais seulement pour les jeunes de moins de 14 ans. Au-delà de cet âge (jusqu'à 39 ans), ceux-ci se feraient beaucoup plus discrets.

Graphique 4-12. Proportion des déplacements Marche/Vélo selon l'âge et la cohorte (87-08)



Ces analyses descriptives ont par ailleurs permis d'évaluer l'influence de 2 autres caractéristiques particulières sur la mobilité des jeunes de la GRM. Dans un premier temps, une attention particulière aura été portée sur le genre des enfants. Ceci a permis d'établir que, garçon ou fille, il n'y avait que très peu de différence dans la distance ou le nombre moyen de déplacements chez les enfants. Ceci pourrait être expliqué par la similarité des activités, donc, possiblement, des destinations qu'ils fréquentent (section 4.1.4). Par contre, au-delà de 20 ans, les femmes se déplaceraient, en moyenne, plus souvent, mais sur des plus courtes distances que les hommes. Concernant le covoiturage (mode AP), il serait légèrement plus populaire chez les jeunes filles que chez les garçons entre 5 et 14 ans. La différence semble toutefois beaucoup plus importante (toujours au profit des femmes) pour les autres tranches d'âge étudiées. Ensuite, les transports collectifs ne semblent pas être influencés par le sexe des enfants en bas de 14 ans. Parmi les individus plus âgés, ce mode était plus populaire chez les femmes avant 2008, mais, lors de cette dernière enquête, la différence auparavant observée semble s'être pratiquement estompée. Quant aux transports actifs, ils semblent être plus utilisés par les jeunes garçons (5-19 ans) alors qu'ils semblent être plus populaires chez les femmes de 20 à 39 ans. Finalement, le genre des enfants ne semble pas avoir d'influence sur l'utilisation des transports scolaires.

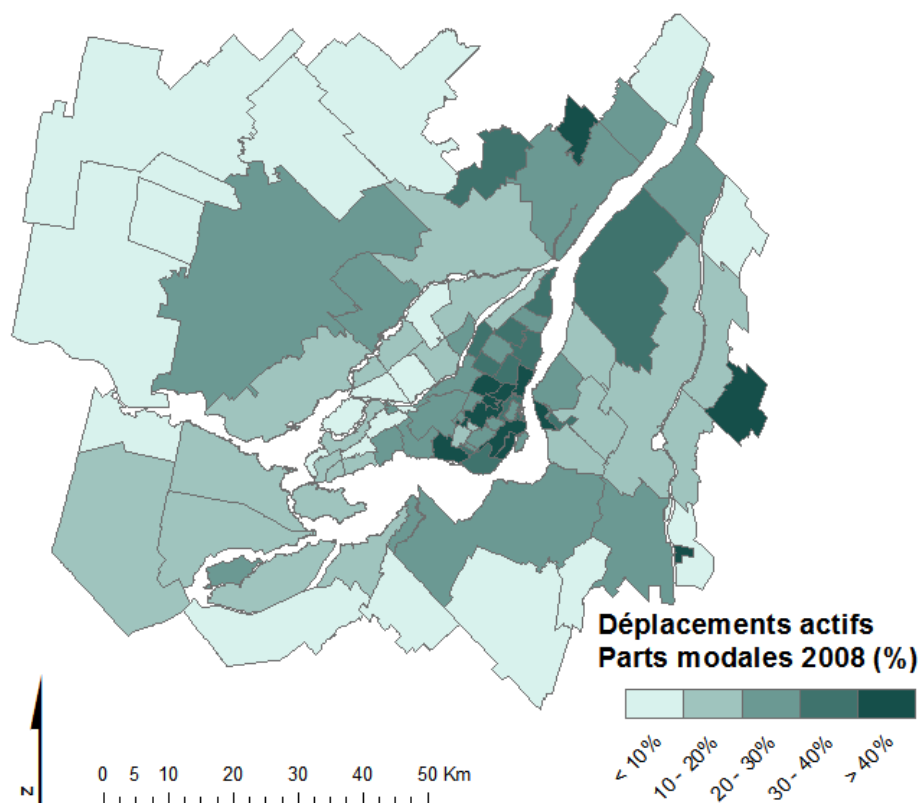


Figure 4-9. Part modale de la marche et du vélo (MV) par secteur géographique

Dans un deuxième temps, tout indique que la localisation des lieux de domicile a un effet sur certaines habitudes de mobilité des enfants de la GRM. C'est donc sans grande surprise qu'on observe, en général, les plus hautes proportions d'utilisation des transports actifs (Figure 4-9) et collectifs sur l'île de Montréal. Inversement, les plus hautes parts modales des transports scolaires (mode BS) sont localisées en lointaine périphérie. En fait, seul le mode auto passager ne semble pas être influencé outre mesure par le territoire à l'exception d'une concentration légèrement supérieure de ces déplacements dans l'ouest de l'île de Montréal. Ceci révélerait donc possiblement la présence d'autres facteurs, de nature économique ou sociale, qui pourraient être à l'origine de ce choix modal dans la GRM.

CHAPITRE 5 L'ÉLOIGNEMENT SCOLAIRE

L'école pour un enfant, au même titre que le lieu de travail pour la plupart des adultes, génère une proportion considérable des besoins de mobilité. Or, le choix du lieu de domicile d'un ménage est généralement issu d'un arbitrage en fonction du lieu de travail des parents bien avant que la localisation de l'établissement scolaire de l'enfant entre en ligne de compte, et ce, même si la durée des déplacements qu'ils doivent réaliser influence sans aucun doute leur qualité de vie.

Cette section du mémoire vise à évaluer et quantifier le potentiel d'optimisation du choix scolaire dans la GRM. D'une manière plus globale, cette thématique vise aussi à stimuler la réflexion à la fois sur la place accordée aux enfants dans l'étude de la mobilité, mais aussi, sur l'influence de certaines décisions qui, à première vue, ne semblent pas directement associées au domaine des transports, mais qui, si elles étaient considérées sérieusement, pourraient offrir des pistes intéressantes de solution dans l'assainissement des conditions de circulation dans l'agglomération montréalaise.

Afin d'atteindre ces objectifs, cinq principaux éléments sont abordés dans les lignes qui suivent. Dans un premier temps, la méthodologie nécessaire à la réalisation des expérimentations présentées dans cette étude est introduite et développée. Dans un second temps, une analyse détaillée de l'effectif des étudiants et des écoles permet de cibler la problématique à traiter dans le contexte montréalais. L'analyse descriptive se poursuit avec une rapide étude évolutive de l'éloignement scolaire (distance séparant le domicile des étudiants de leur établissement d'enseignement) entre 1998 et 2008 avant de mettre l'accent sur la distribution telle qu'observée en 2008. Il est important de souligner que tout au long de cette section, les termes distribution et allocation sont utilisés pour décrire l'affectation des étudiants aux établissements scolaires fréquentés (ou potentiellement fréquentés dans le cas des scénarios d'optimisation). La section suivante présente les résultats des différents modèles générés après quoi une discussion portant sur le potentiel de minimisation de l'éloignement scolaire et de ses effets théoriques sur le potentiel piétonnier sera présentée.

5.1 Méthodologie spécifique

5.1.1 Données exploitées

Quatre ensembles de données sont utilisés dans le cadre de cette analyse exploratoire. D'abord, les données d'inscriptions scolaires (automne 1997) pour l'ensemble des étudiants de la province du Québec étaient disponibles pour 1998. Celles-ci sont géolocalisées à partir du code postal du lieu de résidence des étudiants. Ensuite, l'ensemble des établissements scolaires correspondants, eux aussi géolocalisés, étaient disponibles pour la même année. Une fois limité au territoire de l'enquête Origine-Destination 2008, l'effectif des étudiants totalise 545 990 individus.

Tableau 5-1. Inscriptions scolaires en 2008

Niveaux\Réseau	Public	Privé	Total
Préscolaire	39 990	3 921	43 914
Primaire	222 991	24 540	247 531
Secondaire	187 024	53 943	240 967
Total	450 008	82 404	532 412

Deux bases de données similaires, celles-ci faisant référence à la situation observée en 2008, sont exploitées dans une optique comparative. L'ensemble de données pour l'année scolaire 2008-2009, restreint au territoire identifié précédemment, était sensiblement moins agrégé par rapport aux données de 1998, permettant ainsi une analyse considérablement plus fine de la localisation scolaire en fonction de l'ordre d'enseignement et du réseau (privé ou public) fréquenté. C'est, entre autres, pour cette raison que c'est la base de données pour l'année 2008 qui est exploitée dans le processus de modélisation décrit plus loin. Le Tableau 5-1 présente la population ayant permis la réalisation des analyses portant sur l'éloignement scolaire. Celle-ci représente l'ensemble des étudiants habitant le territoire couvert par l'enquête OD 2008 tout en fréquentant un établissement scolaire situé au sein des limites dudit territoire. Cette particularité limite la précision des analyses présentées dans les prochains paragraphes, et ce, particulièrement au sein

des secteurs adjacents aux frontières du territoire étudié. Les effets liés à cette limite seront soulignés lorsqu'ils se manifesteront dans l'analyse.

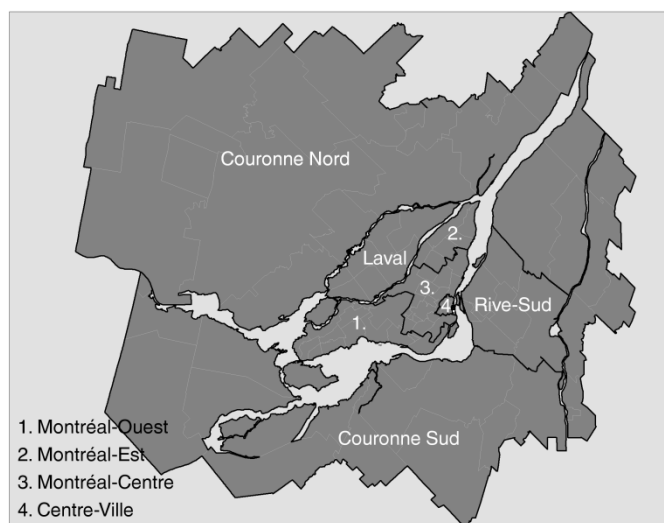


Figure 5-1. Territoire à l'étude et subdivisions d'analyse

Enfin, 8 subdivisions, elles aussi définies dans les faits saillants de l'enquête OD 2008, permettront de mettre en valeur les tendances dans la localisation des effectifs et dans le choix scolaire selon les secteurs observés dans la région métropolitaine. De ces 8 subdivisions d'analyse, 4 composent l'île de Montréal (Montréal-Est, Montréal-Ouest, Montréal-Centre et Centre-Ville), 2 correspondent aux banlieues rapprochées sans être situées directement sur l'île (Laval et Rive-Sud) et 2 autres regroupent les municipalités plus éloignées du centre-ville (Couronne Nord et Sud). Les éléments développés au cours des prochaines sections feront régulièrement référence à ces différentes subdivisions.

5.1.2 Processus itératif de distribution

Un processus d'incrémentation de contraintes (Figure 5-2) encadre les manipulations effectuées dans le cadre de cette analyse exploratoire. Celui-ci vise à développer trois distributions théoriques minimisant les distances séparant les élèves de leur école respective. La première distribution (A) cherche donc à représenter l'allocation des élèves de la GRM si seule la proximité de l'établissement d'enseignement dictait le choix scolaire. La seconde distribution (B) vise à modéliser la répartition des étudiants à l'établissement scolaire le plus proche tout en respectant la « préférence réseau » constatée à partir des données d'inscription 2008. Autrement dit, si, dans la distribution de référence, un élève fréquentait une école publique, la distribution B

fait en sorte qu'il fréquente l'établissement scolaire public le plus près de son lieu de résidence. Enfin, la distribution C respecte les deux contraintes précédemment soulevées tout en tenant compte de la capacité des institutions d'enseignement telle qu'observée en 2008. L'ajout de cette troisième contrainte vise à produire une distribution se rapprochant d'une situation réaliste.

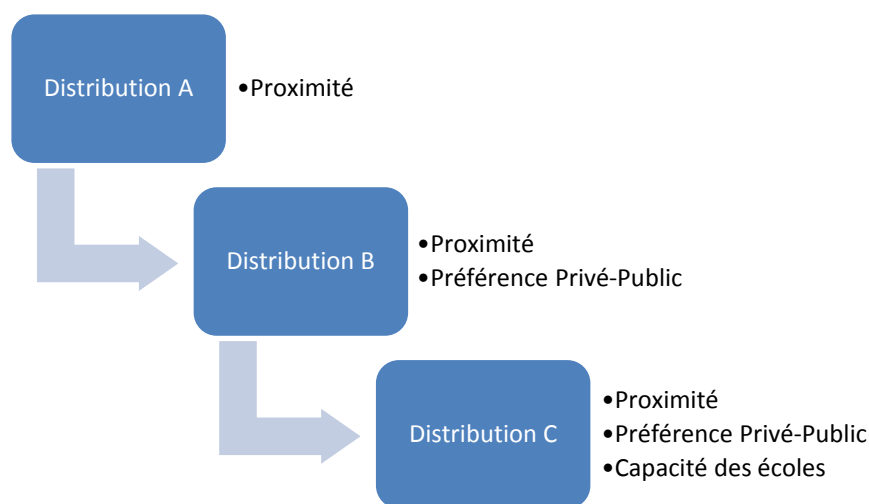


Figure 5-2. Production des distributions

Les distributions A et B peuvent être directement réalisées à partir de logiciels SIG. Dans le premier cas, l'exploitation d'outils de type « Jointure spatiale » permet de distribuer facilement les lieux de domicile des étudiants à l'école la plus rapprochée en ajoutant simplement le code de l'école (ou toute autre information pertinente aux yeux du chercheur) à la base de données des étudiants. Dans le second cas, la même procédure peut être réalisée en segmentant les bases de données selon le réseau d'appartenance. La réalisation de la distribution C nécessite toutefois le développement d'un modèle de minimisation des coûts. Cette modélisation cherche à optimiser la distribution des élèves en minimisant la somme de l'éloignement scolaire en tenant compte des trois variables précédemment introduites. L'objectif étant la minimisation globale des distances, il est fort probable que certains étudiants soient assignés à une école « sous-optimale » afin de solutionner la formule suivante :

Minimiser...

$$Z = \sum_{ij} C_{ij} X_{ij}$$

Si...

$$(1) \quad \sum_j X_{ij} = O_i \quad \forall j$$

$$(2) \quad \sum_i X_{ij} = D_i \quad \forall i$$

Où...

j : Écoles

i : Étudiants

D_i : Étudiants ayant i comme code postal (demande)

O_j : Capacité d'accueil de l'école j (offre)

C_{ij} : Coût (km) associé à la distance euclidienne entre le code postal i et l'école j

X_{ij} : Étudiants résidant au code postal i et fréquentant l'école j

Z : Coût total

En résumé, ce modèle cherche à minimiser l'éloignement scolaire global (somme des distances séparant le lieu de domicile des étudiants et l'école qu'ils fréquentent) en s'assurant que le nombre d'étudiants alloués à une école soit équivalent à la capacité de cette dernière et que tous les étudiants soient assignés à une institution scolaire.

Les contraintes liées à la production de ces trois nouvelles distributions reposent sur quelques hypothèses simplificatrices. Premièrement, la contrainte de préférence (réseau public ou privé) observée à partir des inscriptions en 2008 vise à combler les désirs de tous les étudiants de la GRM. Or, tel serait le cas seulement si ces derniers fréquentaient tous réellement le réseau souhaité en 2008 ce qui est probablement loin de la réalité. Faute de mieux, les distributions B et C permettent tout de même d'analyser une situation hypothétique où le taux de satisfaction par rapport au réseau fréquenté est identique à celui observé en 2008. Deuxièmement, la contrainte de respect de la capacité des écoles étant établie à partir de la fréquentation scolaire observée en 2008, elle tient pour acquis qu'au cours de cette période, chaque établissement scolaire bénéficiait d'un taux d'occupation de 100 %. Encore une fois, en l'absence de données caractérisant spécifiquement les écoles, la distribution C doit se contenter d'illustrer l'optimisation de l'allocation des étudiants aux écoles telle que définie en 2008. Logiquement, les

établissements d'enseignement de la GRM possédant l'infrastructure pouvant minimalement accueillir le nombre d'étudiants observés en 2008 (et possiblement un peu plus), une distribution établie à partir des capacités réelles maximales des écoles aurait permis d'en améliorer les performances.

En somme, les hypothèses émises et les choix méthodologiques réalisés visaient systématiquement à sous-évaluer les distances observées et les gains réalisables (d'où le calcul de distances euclidiennes par rapport aux distances réseau). Il reste toutefois important de souligner que cette démarche ne vise absolument pas à définir un état à atteindre ou même une situation réalisable, mais plutôt à illustrer les impacts pour la société de décisions qui, à première vue, semblent être dissociées du bien-être collectif en matière de transport sans que ce soit vraiment le cas. Au plan technique, la résolution de ce modèle fut réalisée grâce à une licence académique (gratuite) du logiciel AIMMS (<http://www.aimms.com/academic/free-academic-license>). Celui-ci offre une interface graphique permettant l'élaboration de modèles mathématiques et leur résolution par une large sélection de solveurs. Dans le cadre de ces travaux, le solveur CPLEX fut exploité en raison, notamment, de sa capacité à gérer efficacement un très grand nombre de variables.

5.2 Analyse évolutive des effectifs et de l'éloignement scolaire

Une fois contextualisés, les ensembles de données exploitées dans le cadre de ces travaux semblent confirmer la tendance à l'étalement urbain. L'évolution de la localisation des effectifs des étudiants et des établissements scolaires permettront de préciser l'analyse de cette problématique dans un contexte scolaire, mais avant tout, un bref portrait de la localisation de ces effectifs s'impose. Il est toutefois important de noter que le manque de précision des données disponibles pour certains secteurs adjacents aux frontières du territoire à l'étude rend l'interprétation des résultats au sein de ceux-ci très délicate. En effet, dans certaines représentations intégrées à ce document, les étudiants étaient si peu nombreux que toute analyse, qu'elle soit en termes relatifs ou nets, offrait des résultats aberrants. Cette situation pourrait être causée par le fait que les données disponibles recensent l'ensemble des étudiants habitant et fréquentant une école du territoire de l'enquête OD 2008. Si, par exemple, une école importante se trouve tout juste à l'extérieur des frontières dudit territoire, il est fort probable qu'un bon nombre d'étudiants habitant le territoire OD ne soient pas inclus dans la base de données

(l'inverse étant tout aussi vrai). Cet élément devra naturellement être pris en compte lors de la lecture de figures présentant des hausses ou des baisses allant parfois jusqu'à 100 % de l'effectif entre 1998 et 2008. Par conséquent, les analyses qui seront présentées au cours des prochaines sections se concentreront principalement sur le « périmètre intérieur » des couronnes afin d'éviter l'interprétation de résultats atypiques.

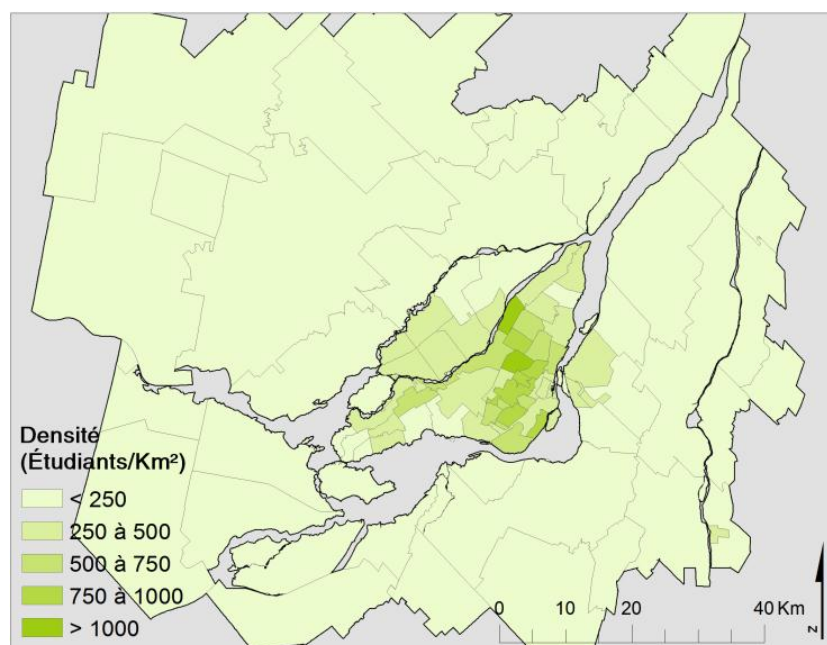


Figure 5-3. Densité d'étudiants en 2008 selon leur lieu de domicile

Le schéma de localisation des étudiants et des établissements d'enseignement semble cohérent avec la structure de la GRM (région métropolitaine concentrique). En effet, les secteurs formant Montréal-Centre accueillent les plus grandes concentrations d'élèves (Figure 5-3) et les plus hautes densités d'écoles de l'agglomération. Certains secteurs des banlieues insulaires (Montréal-Est et Montréal-Ouest), de Laval et de la Rive-Sud atteignent aussi des concentrations d'étudiants supérieures à celles pouvant être observées au sein des couronnes Nord et Sud. Par contre, en termes absolus, ce sont certains des larges secteurs de ces couronnes qui comptent le plus grand nombre d'étudiants et d'établissements d'enseignement. L'évolution de la localisation de ces effectifs et leur influence sur les densités observées permettront de mieux cerner leurs effets sur les distances des déplacements scolaires des étudiants du grand Montréal.

5.2.1 Caractérisation des effectifs

La diffusion métropolitaine des effectifs des étudiants et des établissements scolaires sont deux tendances pouvant être notées à la suite de l'analyse de la localisation des élèves et de leurs écoles en 1998 et en 2008. Bien qu'ils n'atteignent jamais les densités observées à Montréal-Centre et, dans une moindre mesure, à Montréal-Est, Montréal-Ouest, Laval et la Rive-Sud, d'importants gains d'étudiants (Figure 5-4) et d'institutions scolaires sont perceptibles au sein de plusieurs secteurs des deux couronnes. En effet, en raison de l'importance de leur superficie, les faibles gains en densité observés dans ces secteurs périphériques se traduisent par des gains nets bien supérieurs à ceux calculés pour les secteurs centraux. Parallèlement, la majorité des secteurs composant l'île de Montréal stagnent ou déclinent sur le plan de l'effectif étudiant.

En général, les mêmes tendances sont constatées par rapport à l'effectif des infrastructures scolaires. Les plus hautes densités d'écoles (par km²) peuvent donc être relevées à Montréal-Centre en 1996 tout comme en 2008 malgré une augmentation nette de l'effectif dans plusieurs secteurs périphériques et des baisses nettes relevées dans certains secteurs centraux.

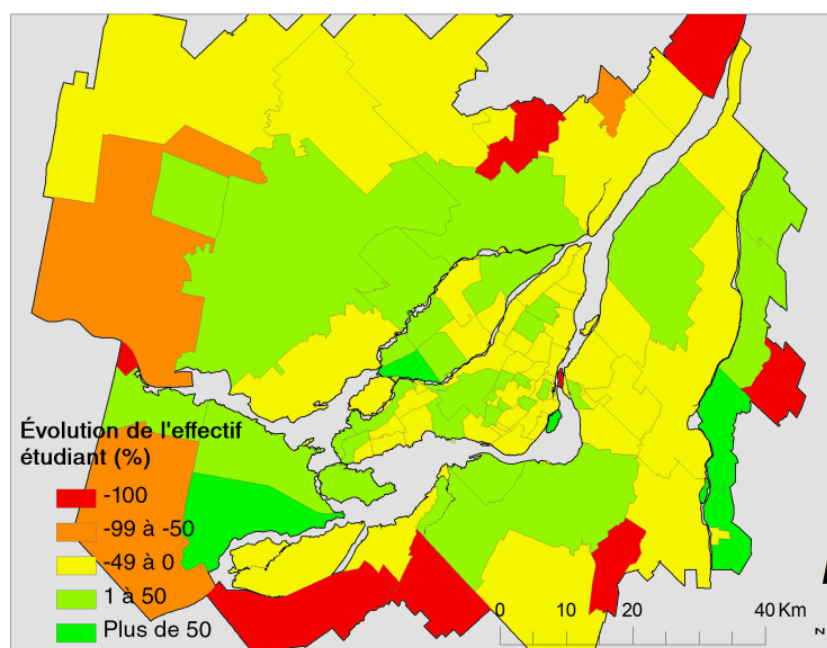
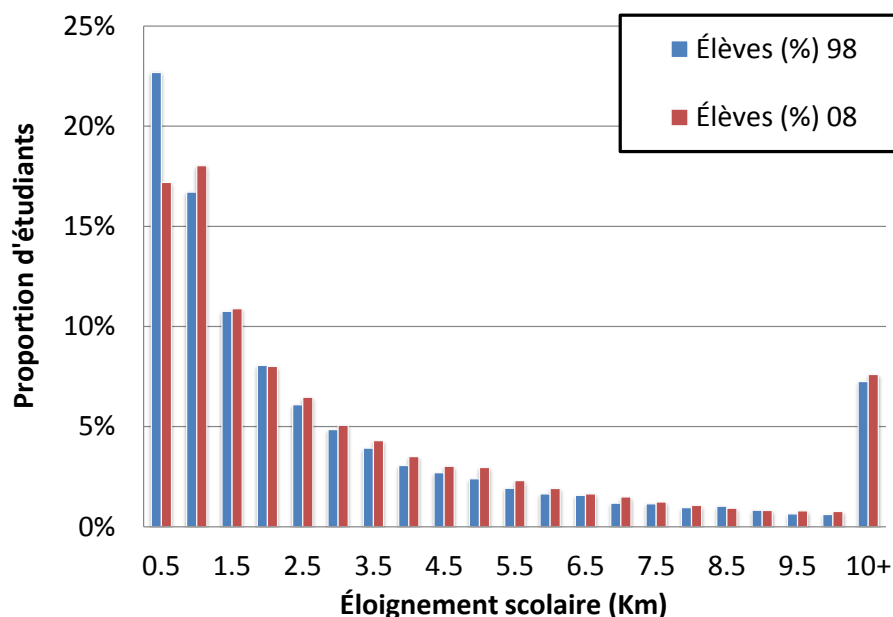


Figure 5-4. Évolution relative du nombre d'étudiants par secteur entre 1998 et 2008

Autrement dit, les données d'inscriptions et d'établissements scolaires en 1998 et 2008 indiquent que la portion centrale de la GRM accueille toujours les plus grandes concentrations d'élèves et d'écoles sur l'ensemble de la région métropolitaine. Par contre, sur la période étudiée, le peu de

croissance des effectifs pouvant être observé se situe à Laval, à Montréal-Ouest ainsi que dans certains secteurs des couronnes. Les regroupements de Montréal-Centre et de Montréal-Est stagnent tandis que le secteur Rive-Sud périclité. L'évolution de l'éloignement scolaire moyen dirige aussi les analyses vers l'étalement urbain. Il a effectivement augmenté de près de 7 % pour s'élever à 3,4 km en 2008. Cette augmentation touche tous les secteurs (à l'exception du Centre-Ville, celui-ci comptant toutefois pour une infime proportion de la population étudiée), mais elle le fait de manière bien inégale. Paradoxalement, les plus faibles augmentations de cette mesure se trouvent à Montréal-Centre et dans la Couronne Nord (0,02 km et 0,04 km, respectivement). Par contre, l'éloignement scolaire moyen observé en 2008 dans ces secteurs s'élève, dans l'ordre, à 2 km et 4 km ce qui représente aussi les valeurs minimales et maximales parmi l'ensemble des regroupements. L'éloignement scolaire moyen des autres zones d'analyse suit la logique de l'étalement : les étudiants des secteurs centraux résident en moyenne plus près de leur établissement d'enseignement que les élèves des secteurs périphériques où les distances séparant les domiciles des établissements d'enseignement sont généralement plus vastes.

Graphique 5-1. Distribution des étudiants selon leur éloignement scolaire en 1998 et 2008



Enfin, le Graphique 5-1 illustre les distributions des étudiants, en 1998 et en 2008, en fonction de l'éloignement scolaire. L'élément principal à souligner est la diminution de près de 30 000 élèves résidant à moins de 500 mètres de leur établissement scolaire. Bien qu'une certaine portion de ce

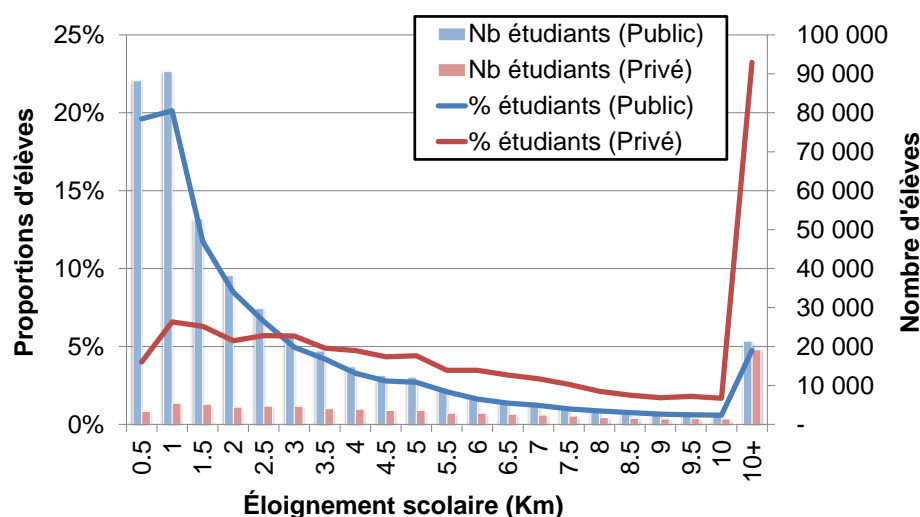
déclin doit être attribuée à la décroissance générale (-2,5 %) du nombre d'étudiants dans la GRM, celui-ci représente néanmoins la modification la plus marquante dans cette distribution en 10 ans. D'autre part, l'effectif des étudiants en 2008 surpasse régulièrement l'effectif de 1998 dans les catégories de distances supérieures à 2,5 km (en termes nets et relatifs), et ce, malgré les pertes mentionnées précédemment.

Tout compte fait, l'ensemble des tendances soulevées par l'analyse conjointe des ensembles de données de 1998 et de 2008 pointe vers l'étalement urbain. Ce phénomène a pour effet d'étirer géographiquement les distances entre les domiciles des élèves et les options d'établissements d'enseignement. Si l'objectif est de réduire le fardeau des déplacements scolaires sur les enfants et leurs parents, l'efficacité du choix d'un établissement scolaire s'avère particulièrement importante considérant que le potentiel de réduction des distances des déplacements des étudiants est limité par le mode de développement urbain de la GRM.

5.2.2 Distribution de référence : éloignement scolaire en 2008

Tel qu'énoncé plus haut, les modèles présentés dans ce projet reposent sur les données d'inscriptions scolaires des étudiants de la GRM en 2008. Faisant office de référence, la distribution illustrée par le Graphique 5-2 sera principalement utilisée pour mesurer la performance des modèles étudiés en matière de minimisation des distances. L'analyse suivante contribuera à illustrer plus précisément les comportements liés au choix scolaire afin de mieux comprendre l'étendue des bénéfices liés à l'optimisation de l'éloignement scolaire.

Graphique 5-2. Distribution des étudiants par réseau en fonction de l'éloignement scolaire



Globalement, la distribution des élèves selon la distance euclidienne observée entre leur domicile et leur école (Graphique 5-2) semble correspondre à l'idée préconçue voulant que l'établissement scolaire soit un équipement de proximité. En effet, une proportion importante (46 %) des étudiants réside à moins d'un kilomètre et demi de leur école et cette proportion diminue au fur et à mesure que la distance augmente. La légère augmentation constatée entre 0,5 km et 1 km s'explique par la distribution des élèves du secondaire. Les établissements de cet ordre d'enseignement accueillant généralement un plus grand nombre d'étudiants que les institutions préscolaires et primaires, leur bassin de clientèle est naturellement plus large, donc les distances moyennes à parcourir sont habituellement plus longues.

Par la suite, l'analyse de l'éloignement scolaire différenciée en fonction du réseau fréquenté par les étudiants démontre deux tendances bien distinctes. D'abord, en raison de l'importance de l'effectif des élèves fréquentant le réseau public par rapport au réseau privé, l'analyse précédemment soulevée en lien avec l'effectif total s'applique toujours à l'effectif des élèves du réseau public. En contrepartie, la distribution des jeunes faisant partie du réseau privé suit une logique bien distincte. En effet, contrairement à la distribution des élèves du réseau d'enseignement public, où plus de 50 % habitent à moins d'un kilomètre et demi de leur école, seuls 16,9 % des étudiants au privé correspondent à ce critère. Or, l'éloignement scolaire excède les dix kilomètres pour 23,2 % de ces mêmes élèves comparativement à seulement 4,7 % pour les enfants du réseau public. Ainsi, ces données semblent indiquer que la localisation de l'établissement scolaire par rapport au lieu de domicile influence considérablement moins les élèves (ou leurs parents) choisissant une école privée par rapport aux étudiants inscrits à un établissement scolaire public. Cette hypothèse semble être validée lors de l'observation de la contribution relative des deux réseaux à l'effectif étudiant et aux distances totales observées à partir des ensembles de données traitées. En effet, bien que l'effectif des élèves fréquentant une institution privée ne représente que 15,5 % de l'effectif total des élèves de la GRM, ceux-ci accumulent malgré tout plus de 31 % de l'éloignement scolaire global et cette tendance s'applique similairement aux 3 ordres d'enseignement. Ce constat s'expliquerait par la distribution de l'offre en infrastructures scolaires privées sur l'ensemble du territoire. La présence d'un petit nombre d'établissements d'enseignement privés (en comparaison avec l'effectif public) sur le territoire étudié, combinée à l'attractivité liée à la différenciation des programmes offerts

par ceux-ci, fait en sorte que les élèves intéressés par ledit programme devraient, en moyenne, parcourir de plus grandes distances pour atteindre ces lieux d'enseignement.

En résumé, la tendance générale observée à partir des données d'inscriptions scolaires s'apparente à une relation inversement proportionnelle entre le nombre d'étudiants et la distance euclidienne observée entre leur lieu de domicile et l'établissement scolaire fréquenté. Toutefois, lorsque segmentées sur la base du réseau fréquenté, les données indiquent que les élèves inscrits à l'enseignement privé n'entretiennent pas la même relation à l'espace lorsque se prend la décision du choix d'un établissement scolaire. Les prochains paragraphes de ce chapitre présenteront trois modèles visant à mettre en évidence l'impact, en matière de transport, du choix d'un établissement scolaire.

5.3 Analyse exploratoire : redistribution scolaire

5.3.1 Modélisations

Les 3 modèles présentés dans cette section ont été conçus dans une optique de réflexion sur l'impact de choix individuels sur le bien-être collectif et ne représentent en aucun cas une critique des choix et décisions ayant permis l'avènement de cette conjoncture. C'est ainsi que, par l'exploitation de 3 modèles successivement incrémentés de contraintes visant à imaginer un optimum théorique (tel que décrits dans la sous-section 5.1.2), il sera possible de constater l'efficacité de l'attribution réelle des élèves aux établissements d'enseignement en 2008. Le Tableau 5-2 synthétise les résultats, exprimés en « gains » kilométriques par ordre d'enseignement, observés suite aux nouvelles attributions.

Tableau 5-2. Tableau des pertes kilométriques associées aux modèles A, B et C

	Existant (Km)	A		B		C	
		Diminution (km)	% vs Ex	Diminution (km)	% vs Ex	Diminution (km)	% vs Ex
Préscolaire	84 260	51 450	61,1%	46 000	54,6%	33 420	39,7%
Primaire	511 390	332 810	65,1%	299 150	58,5%	218 130	42,7%
Secondaire	1 211 440	864 700	71,4%	760 830	62,8%	483 700	39,9%

Avant d’amorcer le survol de ces résultats, il est important de mentionner que le modèle à l’origine de la distribution C d’une portion des élèves du primaire repose sur une hypothèse spécifique à celle-ci par rapport aux autres distributions. En effet, en raison d’une contrainte technique liée à l’éventail des possibilités devant être traitées pour les élèves du primaire évoluant dans le réseau public, l’hypothèse voulant que les étudiants résidant sur l’île de Montréal fréquentent obligatoirement une école située, elle aussi, sur l’île dut être ajoutée. Ceci permit de réduire considérablement la matrice de coûts et le nombre de variables dont il fallait prendre en compte et ainsi de permettre de solutionner le modèle. Enfin, les analyses feront naturellement référence aux hypothèses émises dans la section 5.1.2. Les prochaines lignes traiteront d’abord de quelques constats généraux à tirer du tableau ci-dessus. Les sections subséquentes s’attarderont aux résultats provenant des distributions A, B et C en fonction du réseau de l’établissement d’enseignement, du niveau d’éducation et de la localisation du lieu de résidence des étudiants.

5.3.2 Constats

Le Tableau 5-2 permet d’abord de réaliser l’importance des distances qui entrent en ligne de compte lors de l’étude des déplacements scolaires dans la GRM. Tel que mentionné un peu plus tôt, la majorité des hypothèses ayant influencé la production des nouvelles distributions et, dans une moindre mesure, le calcul de l’éloignement scolaire de la distribution de référence mènent à une sous-estimation du kilométrage présenté dans ce tableau. La somme de ces distances s’élève tout de même à un impressionnant 1,807 million de kilomètres. Considérant que le trajet sur le réseau est au moins aussi long que la distance calculée et que cette dernière doit généralement être effectuée en pointe du matin et du soir, et ce, 10 mois par année, l’impact des déplacements scolaires sur les réseaux de transport de la GRM semble particulièrement significatif.

Il est aussi intéressant d’observer la réduction des différences par rapport à l’allocation originale d’une distribution à l’autre. En effet, les deux distributions sans contrainte de capacité (A et B) offrent des performances largement supérieures à la distribution C. Cette observation pourrait être expliquée par un problème de répartition des capacités d’accueil des établissements scolaires dans la GRM. L’excellente performance des distributions A et B semble effectivement indiquer que la répartition des infrastructures est adéquate. Globalement, si chaque étudiant avait le désir

de fréquenter strictement l'école la plus proche (A) ou encore l'établissement privé ou public, selon sa préférence, le moins loin de son domicile (B), la somme de l'éloignement serait respectivement de 69,1 % et 61,2 % plus petite que la distribution de référence.

Par contre, lorsque le modèle tient compte de la capacité des établissements d'enseignement (C), la distance totale de la distribution réelle n'est réduite que de 40,7 %. Bien qu'elle représente tout de même des gains de plus de 735 000 km, cette chute de performance semble indiquer que, malgré la présence d'infrastructures situées généralement à proximité de la résidence des enfants de la GRM, celles-ci n'ont pas nécessairement la capacité nécessaire pour accueillir l'ensemble des élèves pour qui elles représentent l'option la moins « dispendieuse » en matière de distance. Cette répartition de la capacité d'accueil des écoles force donc plusieurs enfants à fréquenter une école moins optimale en termes de distances de déplacement.

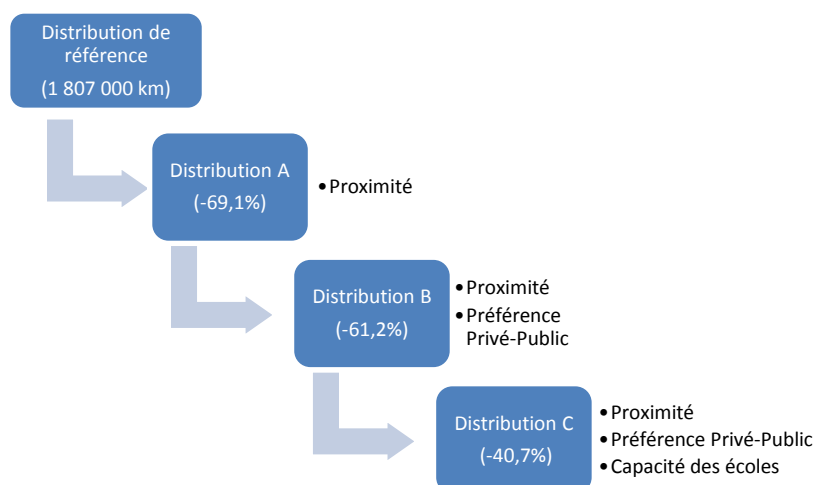


Figure 5-5. Minimisation globale de l'éloignement scolaire

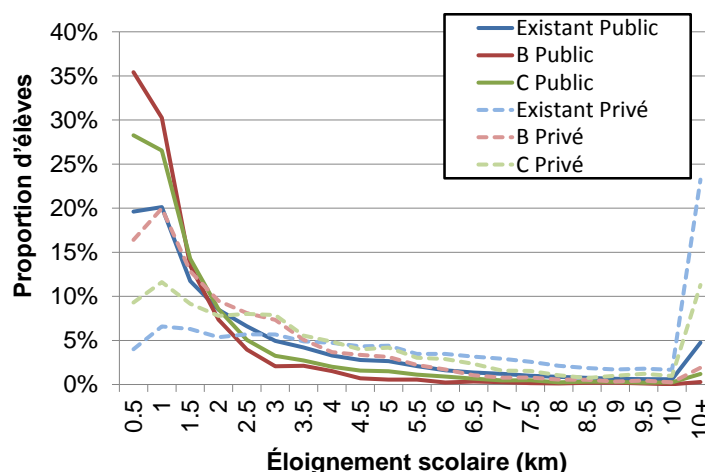
Cette caractéristique de la répartition de l'offre sur le territoire de la GRM n'explique pas à elle seule le niveau de minimisation de l'éloignement scolaire atteint par les 3 distributions. Une multitude de raisons pousse les enfants à ne pas fréquenter l'établissement d'enseignement le plus rapproché de leur domicile. Les préférences parentales (réputation d'une institution, localisation par rapport au lieu de travail, etc.) ou l'offre de services et programmes d'éducation spécialisés sont souvent à l'origine du choix d'une école qui, d'un point de vue strictement lié à la distance des déplacements qu'implique cette décision, n'est pas optimale. Malgré l'impact significatif de ces comportements, la démarche entreprise dans ce projet ne permet pas d'en souligner

quantitativement ou qualitativement l'influence et sont, par conséquent, évacués des analyses qui suivent.

5.3.2.1 Constats relatifs aux réseaux d'enseignement

L'observation des résultats en fonction de leur appartenance au réseau public ou privé permet de constater que le concept d'une mauvaise répartition de la capacité au sein des écoles semble être particulièrement pertinent pour les élèves inscrits à l'enseignement privé. En effet, en comparaison avec la distribution originale des étudiants, la distribution B minimise l'éloignement scolaire par 66 % au privé et par 59 % au public (différences par rapport à l'original). Ces performances diminuent à 38 % des mesures originales au privé dans la dernière allocation et à 42 % au public, donc, des différences de 28 % au privé (66 % - 38 %) comparativement à seulement 17 % (59 % - 42 %) au public entre les distributions B et C. Le potentiel relatif de minimisation de l'éloignement scolaire est donc plus élevé au privé sans la contrainte de capacité, tandis qu'avec cette dernière, les résultats du modèle C indiquent l'inverse. Cette évolution de la minimisation de l'éloignement scolaire de la population fréquentant un établissement privé par rapport au public semble ainsi confirmer l'importance du phénomène énoncé précédemment pour les paires associées à l'éducation privée en particulier. Donc, en plus de la distance supplémentaire moyenne nécessairement associée au plus faible nombre d'infrastructures privées recensées dans la GRM et à la spécialisation de leurs services, la capacité des établissements privés, telle que répartie en 2008 par rapport au marché observé, contribuerait aussi à une plus faible minimisation potentielle des distances entre le domicile des enfants et leur école respective.

Graphique 5-3. Distribution des étudiants en fonction de l'éloignement scolaire



L'analyse, toujours en fonction du réseau, de la distribution des étudiants selon l'éloignement scolaire des données de référence par rapport au modèle B et C s'avère être aussi très intéressante. D'abord, le Graphique 5-3 démontre qu'en termes relatifs, la minimisation semble toujours plus efficace au réseau public en comparaison avec le réseau privé. De plus, les élèves inscrits à l'école publique étant largement majoritaires parmi l'effectif global des étudiants, la plus grande proportion des gains à effectuer par l'optimisation de l'attribution des élèves aux différentes écoles de la GRM sont concentrés au public (gains nets 2,4 fois plus importants par rapport aux gains du réseau privé). Ceci semble vrai malgré le poids relatif supérieur des élèves fréquentant le réseau privé en matière de distances associées à l'éloignement scolaire dans l'ensemble des distributions.

5.3.2.2 Constats par ordre d'enseignement

Au public, l'efficacité de la minimisation de l'éloignement scolaire tend à augmenter avec le niveau d'éducation, et ce, peu importe les contraintes prises en compte par les modèles. Au privé, la situation est quelque peu différente. D'abord, les minimisations s'améliorent entre les distributions d'étudiants de niveau préscolaire et celles du primaire avant de diminuer considérablement (particulièrement lorsque le modèle tient compte de la capacité des établissements scolaires) pour les élèves du secondaire. Malgré ce déclin, les gains potentiels semblent toujours très intéressants. En minimisant l'éloignement scolaire de la distribution originale de 39,7 % au préscolaire, 42,7 % au primaire et de 39,9 % au secondaire, le modèle C permettrait, dans l'ordre, d'économiser 33 420 km, 218 130 km et 483 700 km. Ces gains se traduisent par une réduction de 760 mètres sur l'éloignement moyen des élèves du préscolaire, de 890 mètres au primaire et d'un peu plus de 2 km pour les étudiants du secondaire.

5.3.2.3 Constats par localisation

Les distributions A et B ne considérant pas la capacité des établissements scolaires, les résultats leur étant associés ne seront pas analysés en fonction de leur localisation dans cette section. Il est toutefois fort intéressant d'analyser les performances de la minimisation issue du modèle C une fois mises en perspective par la distribution de référence.

Une fois géolocalisés, les diminutions les plus considérables en matière d'éloignement scolaire semblent être regroupés au sein des couronnes Nord et Sud. Ces réductions s'élèvent à plus de 32

000 km dans certains de ces secteurs périphériques alors que celles observées sur l'île de Montréal n'excèdent guère les 16 000 km par secteur. Ces résultats sont peu surprenants considérant la répartition des étudiants dans la GRM. Bien qu'elles n'approchent pas les densités observées à Montréal, les couronnes accueillent tout de même une large proportion des étudiants. Leur poids explique une large portion des écarts soulignés. La répartition des établissements d'enseignement observée dans la GRM contribue probablement aussi au phénomène. En effet, le potentiel de minimisation de l'éloignement scolaire semble logiquement influencé par l'offre en infrastructures scolaires disponible selon la région observée. Les secteurs centraux comptant sur une offre importante, variée et dispersée sur un territoire relativement petit, chaque étudiant risque davantage de trouver une école qui répond à ses aspirations à une distance inférieure à l'étudiant résidant en périphérie. D'un autre côté, si l'étudiant localisé en banlieue n'est pas satisfait par l'école la plus proche de son domicile, le chemin à parcourir pour atteindre l'école suivante est nécessairement plus grand, encore une fois en raison de la densité des infrastructures scolaires présentes dans sa région. Les résultats issus du modèle C concordent avec cette idée; règle générale, les distances moyennes entre le lieu de domicile des étudiants par rapport à leur école augmentent avec la distance au centre-ville et l'évolution illustrée par la Figure 5-6 et la Figure 5-7 soutient cette logique tout en nuancant ce concept selon le réseau d'enseignement observé.

D'abord, l'éloignement scolaire moyen de certaines écoles publiques périphériques reste supérieur à la moyenne métropolitaine suite à la minimisation. Tel que mentionné, ces écoles sont localisées au milieu de secteurs très peu occupés, autant en matière d'infrastructures scolaires que d'effectif étudiant. Ces caractéristiques font en sorte que chacun de ces établissements dessert un territoire d'une superficie bien supérieure à ceux observés pour les écoles situées en milieu urbain. Il est donc naturel qu'une fois optimisé, l'éloignement scolaire caractérisant ces écoles soit supérieur à celui des écoles publiques des secteurs centraux. Voilà par le fait même un indice du type d'impacts qu'engendre l'étalement urbain sur l'éloignement scolaire.

Ensuite, ces mêmes figures permettent aussi de souligner l'attractivité (et/ou l'inefficacité du choix scolaire des résidents des secteurs centraux) qu'exercent les établissements scolaires (publics et privés) de Montréal-Centre sur les étudiants de la GRM. En effet, la réduction marquée de l'éloignement scolaire moyen des établissements d'enseignement des secteurs centraux laisse présager qu'une bonne proportion de leurs étudiants ne provient pas de leur

environnement immédiat. Pourtant, tel que démontré par l'éloignement moyen calculé suite à l'application du Modèle C (Figure 5-7), le bassin de clientèle à leur disposition dans leur secteur respectif semble suffisant pour combler une large proportion des places disponibles au sein du réseau public.

La situation au privé est toutefois quelque peu différente. La minimisation de l'éloignement scolaire de certains établissements privés en secteur central ne semble effectivement pas avoir été complétée aussi efficacement. Cette tendance illustre le phénomène déjà largement diffusé voulant que les écoles privées, caractérisées par une offre plus spécialisée que leur contrepartie publique, attirent (ou sélectionnent) une clientèle particulière. Ainsi, afin de combler leurs classes, les établissements privés semblent donc puiser leurs élèves d'un plus large territoire. Une analyse du profil socio-économique des étudiants fréquentant les écoles de Montréal-Centre pourrait fournir certains indices intéressants sur les déterminants d'un tel phénomène, mais les données disponibles ne permettent pas la réalisation d'une telle étude.

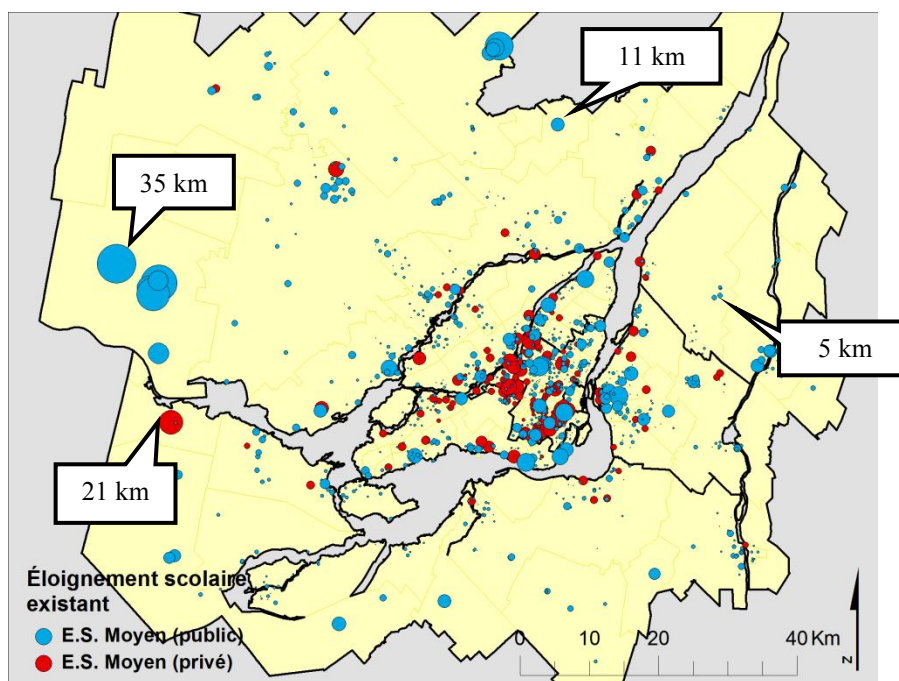


Figure 5-6. Éloignement scolaire moyen observé (2008) par établissement scolaire

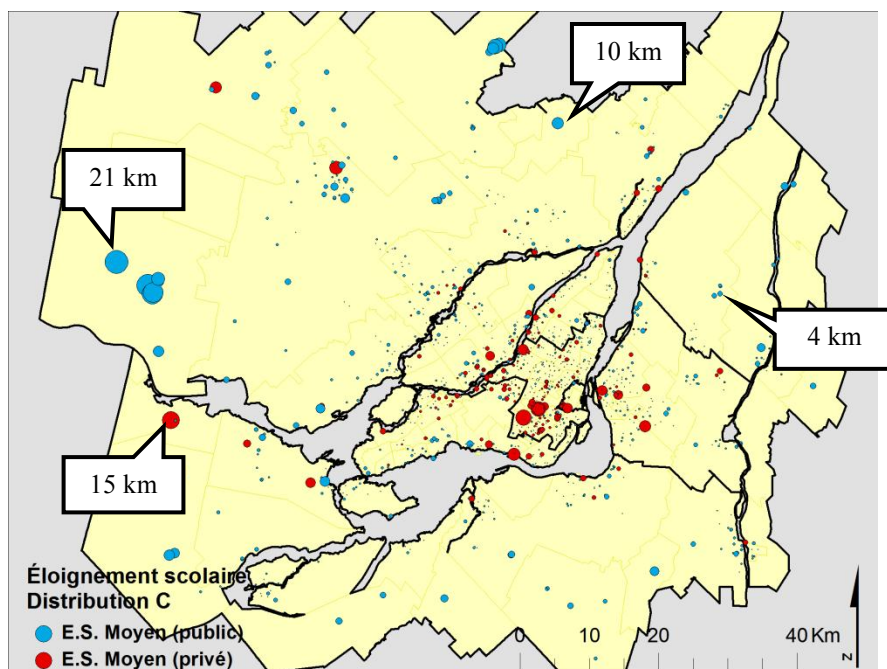


Figure 5-7. Éloignement scolaire moyen simulé (Distribution C) par établissement scolaire

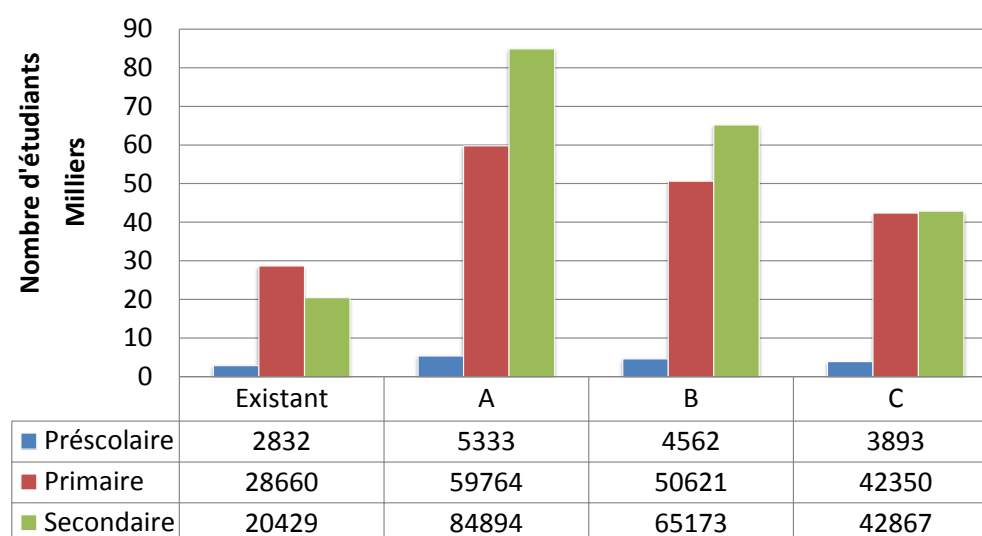
5.3.3 Discussion

D'un point de vue écologique ou économique, la réduction globale des distances attribuées à l'éloignement scolaire est, à elle seule, un argument intéressant en faveur du concept développé dans ce travail de par l'ampleur des distances devant être considérées quotidiennement. Le principal intérêt du processus présenté dans ce chapitre repose néanmoins sur un aspect différent. En effet, tel que démontré un peu plus tôt, tout comme leurs parents, les enfants sont en voie de développer une dépendance à l'automobile avec tous les effets qu'implique un tel comportement (voir sections 2.1 et 2.2). Or, la minimisation de l'éloignement scolaire par une distribution optimale des étudiants n'est vraiment intéressante qu'à partir du moment où cette réduction les prédispose à adopter de meilleures habitudes de déplacements. La distance séparant le domicile familial de l'institution scolaire fréquentée par l'enfant est considérée par plusieurs (Ewing et al., 2004; McMillan, 2007) comme étant un important facteur décisionnel en matière de choix modal pour les déplacements scolaires. L'analyse comparative des distributions en fonction de distances seuils associées à la marche s'avère donc être une

approche très intéressante. Cette mesure contribue à identifier la distance pour laquelle un mode spécifique représente une option valable pour une population donnée. Elle permet ainsi d'évaluer quantitativement l'amélioration du potentiel d'utilisation de la marche auprès des étudiants de la GRM. Les seuils utilisés dans cette portion du projet ont été gracieusement fournis par Poliquin (2012) qui les a calculés dans le cadre de ses travaux de recherche.

Empiriquement, une distance seuil représente la limite sous laquelle 80 % des déplacements associés au mode choisi ont été complétés. Pour les modes de transport motorisés, celle-ci est définie par une borne inférieure et supérieure; la borne inférieure représentant le coût (c.-à-d. une distance minimale) justifiant l'utilisation de ce mode. Cette dernière correspond à la distance sous laquelle seuls 10 % des déplacements motorisés ont été effectués. Les seuils exploités au cours de cette discussion ont été évalués à partir des données d'enquête Origine-Destination 2008. Ils ont été calculés en fonction de l'âge habituellement associé aux 3 niveaux d'enseignement visés par ces travaux (préscolaire : 4-5 ans, primaire : 6-11 ans et secondaire : 12-17 ans) sans égard au genre de la population étudiée. Afin de créer une base comparative valable par rapport aux distances estimées dans les différentes allocations, les seuils ont été calculés à partir de distances euclidiennes, ce qui explique dans une certaine mesure leur faible valeur (0,192 km, 0,283 km et 0,718 km selon le niveau d'enseignement).

Graphique 5-4. Piétons potentiels selon le niveau d'enseignement

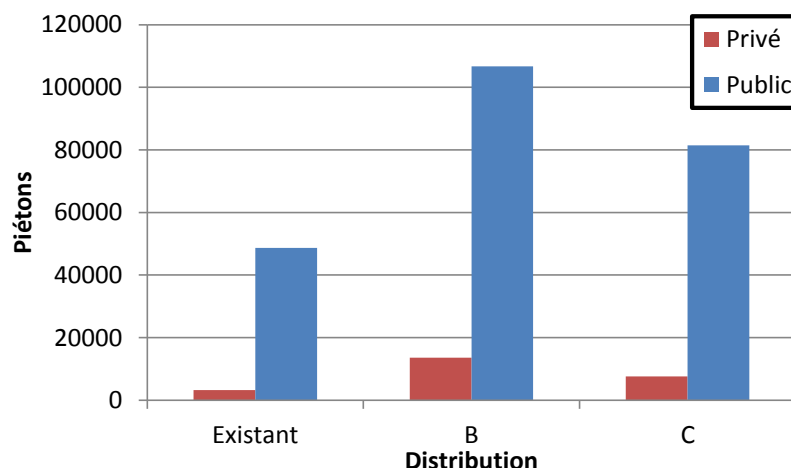


L'analyse des seuils de distances associés à la marche selon le niveau d'enseignement est conséquente avec les observations soulignées dans la section « Modélisations ». D'abord, le

calcul des seuils pour les résultats issus des distributions A et B permet d'estimer une augmentation impressionnante du potentiel d'enfants utilisant la marche pour leurs déplacements scolaires, et ce, particulièrement pour les étudiants de niveau secondaire (avec des taux de plus de 35 % et 27 % respectivement, comparativement aux 8,48 % de la distribution de référence). Par contre, en tenant compte des limites liées aux réseaux d'établissements scolaires tels qu'ils ont été développés dans la GRM, l'analyse de la distribution développée en fonction de leur capacité (Modèle C) s'avère être une meilleure indication du potentiel réel de la marche. Ce sera donc cette dernière qui sera principalement analysée au cours de cette discussion.

En tout premier lieu, l'analyse de l'amélioration du potentiel d'utilisateurs de la marche en contexte scolaire selon le niveau d'enseignement permet de souligner les gains considérables pouvant être espérés advenant l'optimisation de l'éloignement scolaire sur l'ensemble de la région métropolitaine de Montréal. Bien qu'intéressants, les gains potentiels de « marcheurs » de niveau préscolaire (2,42 %) et de niveau primaire (5,54 %) ajoutés au potentiel existant de 6,45 % et 11,59 % respectivement, sont loin des niveaux atteints par leurs confrères du secondaire. En effet, une fois le seuil du mode « marche » appliqué à la distribution C des élèves de niveau secondaire, près de 18 % de ceux-ci résideraient à une distance où ce mode représente, après redistribution, une option viable en termes de déplacements comparativement aux 8,5 % de la distribution de référence, soit une augmentation d'environ 22 500 étudiants par rapport à la situation actuelle. Globalement, la minimisation de l'éloignement scolaire disposerait plus de 89 000 enfants à adopter un mode de déplacements actif, ce qui représente une augmentation de 71,6 % par rapport au taux observé en 2008.

Graphique 5-5. Piétons potentiels selon le réseau fréquenté



Ces gains ne sont toutefois pas répartis également selon le réseau d'enseignement fréquenté par l'élève. À titre comparatif, seul 1.1 % des enfants de niveau préscolaire inscrits au privé en 2008 résidaient à une distance leur permettant de marcher pour effectuer leurs déplacements scolaires, cette proportion gonflant à 7 % au public. Une fois les élèves redistribués, le bassin de marcheurs potentiels n'augmenterait que d'un point et demi au privé et 2 points et demi au public. Au primaire et au secondaire, l'amélioration est nettement plus considérable. Au privé, les marcheurs potentiels représentaient 2,25 % des élèves du primaire, et 4,93 % des élèves du secondaire en 2008. Dans l'ordre, la distribution C permettrait d'augmenter ces clientèles à 6,2 % et 11,1 %. Au public, où la majorité des élèves sont inscrits, la situation est totalement différente. En 2008, plus de 12,5 % des élèves du primaire et 9,5 % du secondaire tombaient sous leur seuil respectif. En considérant la nouvelle distribution, 18 % des étudiants du primaire pourraient potentiellement marcher pour leurs déplacements scolaires alors que ce serait le cas pour près d'un élève sur cinq fréquentant une école secondaire publique. Or, ces groupes représentaient 76 % de l'effectif global des étudiants de la GRM et parcouraient 65 % des distances associées à l'éloignement scolaire en 2008. Dans l'éventualité où des politiques devaient être développées, ces groupes gagneraient sans doute à être ciblés de façon à optimiser les « bénéfices » potentiels.

5.4 Conclusion

En somme, l'objectif général derrière ce chapitre était d'abord d'illustrer le fait qu'il existe bel et bien certains leviers, outre ceux déjà largement utilisés par les chercheurs, les professionnels et les décideurs œuvrant dans le domaine des transports, pouvant être exploités afin d'influencer la mobilité à l'échelle métropolitaine sans nécessairement avoir à agir directement sur l'offre en infrastructures. D'un autre côté, cette thématique permet aussi de mettre en valeur le fait que certains choix individuels, qui n'entretiennent, à première vue, aucun lien direct avec la problématique des transports, génèrent tout de même des impacts collectifs significatifs qui sont rarement considérés lors de la prise de décision.

Les résultats présentés dans cette section reposent sur des modèles limités par certaines hypothèses. La préférence réseau (privé ou public) de chaque étudiant et la capacité d'accueil des écoles sont deux contraintes dérivées des informations disponibles en 2008. Il est donc fort probable qu'en 2008, un certain nombre d'élèves ne fréquentait pas le réseau réellement désiré ou que certaines écoles aient eu quelques places supplémentaires de disponibles. Par contre, la seconde hypothèse, tout comme l'utilisation de distances euclidiennes, a l'avantage de sous-estimer le calcul de l'éloignement scolaire global, ce qui ne fait que renforcer le message transmis à travers ce projet. Donc, malgré une approximation quelque peu timide, les analyses issues de la modélisation la plus réaliste (Modèle C) estiment les réductions potentielles à plus de 735 000 km sur les 1.8 million de kilomètres associés au concept d'éloignement scolaire, soit une amélioration de 40,7 %. Considérant que, minimalement, chaque étudiant effectue son trajet scolaire deux fois par jour, les déplacements impliqués deviennent rapidement significatifs sur le plan de l'utilisation des réseaux de transport au sein de la GRM. Il est d'autant plus intéressant d'observer que ces gains se traduisent par une réduction marquée de l'éloignement scolaire moyen. Ainsi, cette réduction des trajets associés aux déplacements scolaires permettrait, selon les seuils calculés pour la population étudiée, à plus de 89 000 enfants d'être localisés à une distance de leur école où la marche est actuellement considérée comme un mode de déplacement viable. Cela représenterait une augmentation de 71 % par rapport à la situation observée en 2008.

Ces observations reposent évidemment sur la répartition des effectifs telle que définie en 2008. Or, l'évolution observée depuis 1998 tend à démontrer l'influence croissante de l'étalement urbain sur la localisation des étudiants comme des infrastructures scolaires qu'ils fréquentent. Si

ces tendances se confirment au cours des prochaines années, le potentiel de minimisation de l'éloignement scolaire, donc d'un éventuel transfert modal vers des modes de transports durables, risque d'être considérablement limité par la répartition même des infrastructures pour une proportion toujours plus importante de l'effectif des étudiants de la GRM.

CHAPITRE 6 MODÉLISATION APC DE LA MOBILITÉ DES ENFANTS

... except under conditions that hardly ever exist, a definitive separation of age, period, and cohort effects is not just difficult, but impossible. However, I also hope that they will realize that a definitive separation of the effects is not necessary in order for cohort analysis to be useful.

Norval D. Glenn³

Les chapitres précédents ont permis de dresser un portrait général de la mobilité des jeunes de la grande région montréalaise. Le développement des modèles qui suivent permettront quant à eux d'approfondir la compréhension des phénomènes à l'œuvre derrière cette problématique par l'évaluation de l'influence de variables caractérisant l'âge, la période, la cohorte tout en considérant plusieurs autres variables explicatives dérivées des données d'enquêtes origine-destination.

Les quatre premières modélisations portent sur les parts modales des modes principalement utilisés par les enfants, soit l'auto passager, l'autobus (scolaire ou public), la marche et le vélo. Deux autres modèles permettront l'analyse de la distance moyenne des déplacements et du nombre moyen de déplacements par individu. Dans tous les cas, les analyses suivantes sont constituées des mêmes éléments. Les variables sélectionnées pour chacun des modèles seront d'abord présentées (un index et une description sont disponibles en Annexe 2, 3 et 4). Certaines variables testées, mais éventuellement rejetées sont aussi analysées lorsque cela s'avère pertinent (à cet effet, il est important de mentionner que toutes les variables testées sont significatives à 95 %). La présentation des résultats issus des modélisations se poursuit par une description des effets d'âge, de période et de cohorte. La dernière section des résultats est composée d'une brève analyse de la qualité de l'ajustement des données, de la répartition géographique des probabilités (pour les modèles logit) et des erreurs (dans le cas des modèles logarithmiques). Ce chapitre se conclut évidemment par une discussion orientée sur les résultats issus des modélisations en

³ Tiré de la préface de Glenn, N. D. (1977). *Cohort analysis* (1st ed.). Beverly Hills, London: Sage Publications.

accordant une emphase particulière aux phénomènes liés aux comportements de mobilité des enfants.

6.1 Analyse du mode auto passager (AP)

Dans le but d'appuyer et de clarifier certains éléments traités dans la présentation des résultats, un retour succinct sur les principaux points soulignés au cours de la revue de littérature et de l'analyse descriptive s'avère nécessaire. Les résultats présentés au cours des prochaines lignes bénéficieront grandement de ces brefs rappels.

Trois éléments provenant de la littérature recensée dans cette étude méritent d'être soulignés. Premièrement, les parts modales du mode AP sont en croissance rapide chez les enfants partout dans le monde. Deuxièmement, ces parts modales progresseraient plus rapidement chez les enfants que chez les adultes. Troisièmement, la plupart des études s'accordent pour affirmer qu'une hausse du taux de motorisation d'un ménage engendre une hausse de l'utilisation de ce mode de transport.

Du côté de l'analyse descriptive des données, un effet d'âge négatif semble pouvoir être identifié en fonction du vieillissement des individus. Une petite différence (de 2 % à 12 %, selon le groupe d'âge) peut aussi être observée dans les parts modales une fois les données segmentées selon le sexe. Par ailleurs, l'auteur y souligne la présence d'un autre type d'effet combiné à l'effet d'âge, sans toutefois pouvoir l'identifier avec certitude.

6.1.1 Définition du modèle

Dans un premier temps, il est intéressant d'analyser la relation qu'entretient le mode AP par rapport aux différentes caractéristiques d'un voisinage. La variable sélectionnée pour représenter ce phénomène est *dens6*. Cette dernière est par ailleurs caractérisée par un coefficient négatif signifiant ainsi l'impact néfaste de hautes densités de population (plus de 13 500 hab./km²) sur la probabilité d'effectuer des déplacements comme passager d'une voiture. Les autres coefficients de densité testés, mais rejetés, valent aussi la peine d'être mentionnés. Les deux plus faibles classes de densités (moins de 4 500 hab./km²) sont effectivement caractérisées par des effets positifs. Par la suite, les effets négatifs augmentent conjointement à la croissance des niveaux de densité.

Tableau 6-1. Extrait des spécifications du modèle AP telles que produites par Stata

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 891042230.6
Pearson           = 1352824833

No. of obs       = 1.22e+09
Residual df      = 1.22e+09
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = .729302
(1/df) Pearson   = 1.107263

Variance function: V(u) = u*(1-u)
Link function     : g(u) = ln(u/(1-u))

[Bernoulli]
[Logit]

AIC              = .
BIC              = -2.47e+10
Deviance         = .

```

ap	EIM					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
dens6	-.1761512	.0003674	-479.52	0.000	-.1768712	-.1754312
sexe	-.538836	.0001753	-3074.14	0.000	-.5391795	-.5384925
mt2	-1.803429	.0002664	-6770.84	0.000	-1.803951	-1.802907
automenage	.9191714	.0003798	2419.97	0.000	.918427	.9199159
plogil	-.5469957	.0005146	-1062.89	0.000	-.5480043	-.545987
age_5	1.404506	.0002357	5957.86	0.000	1.404044	1.404968
age_10	1.073244	.0002294	4678.92	0.000	1.072795	1.073694
age_15	.4727208	.0002232	2037.21	0.000	.472266	.4731756
age_20	-.3561044	.0002499	-1425.15	0.000	-.3565942	-.3556147
age_25	-.6004017	.0002407	-2494.52	0.000	-.6008734	-.59993
age_30	-.8830654	.0002368	-3728.56	0.000	-.8835296	-.8826012
age_35	-1.1109	.0002471	-4495.45	0.000	-1.111384	-1.110415
period_1988	.0718688	.0001823	394.18	0.000	.0715115	.0722261
period_1993	.2053771	.0001739	1180.80	0.000	.2050362	.205718
period_1998	.1469675	.0001791	820.37	0.000	.1466164	.1473186
period_2003	.0041867	.0001778	23.55	0.000	.0038383	.0045351
period_2008	-.4284001	.0002172	-1972.47	0.000	-.4288258	-.4279744
cohort_1953	-.1312895	.0004811	-272.88	0.000	-.1322326	-.1303465
cohort_1958	-.3438357	.000342	-1005.43	0.000	-.344506	-.3431655
cohort_1963	-.408728	.000293	-1394.78	0.000	-.4093024	-.4081537
cohort_1968	-.4598961	.0002851	-1612.91	0.000	-.4604549	-.4593372
cohort_1973	-.4924971	.000282	-1746.53	0.000	-.4930498	-.4919444
cohort_1978	-.4379007	.000276	-1586.83	0.000	-.4384416	-.4373598
cohort_1983	-.2393257	.0002398	-998.22	0.000	-.2397956	-.2388558
cohort_1988	-.0418084	.0002469	-169.31	0.000	-.0422924	-.0413244
cohort_1993	.3711162	.000243	1527.23	0.000	.3706399	.3715925
cohort_1998	.8484156	.000278	3051.73	0.000	.8478707	.8489605
cohort_2003	1.33575	.000493	2709.24	0.000	1.334783	1.336716
_cons	-1.580515	.000392	-4031.79	0.000	-1.581284	-1.579747

La seconde variable explicative considérée dans ce modèle caractérise l'effet du genre des individus sur le mode AP. Le coefficient négatif, appliqué sur la variable sexe (codée 1 et 0 pour les garçons et les filles, respectivement), indique l'influence négative du sexe masculin sur le phénomène étudié. Ce résultat concorde avec les éléments soulignés dans l'analyse descriptive.

La troisième variable explicative retenue pour la modélisation des déplacements AP est celle identifiant les déplacements effectués pour un motif scolaire. Le coefficient associé à ce motif, tout comme celui associé au motif travail (bien que dans une moindre mesure), est négatif. Ce résultat est surprenant, car le covoiturage, dans la population ici à l'étude, obtient ses parts modales les plus importantes chez les 5-19 ans. L'école étant le principal générateur de

déplacement pour une grande partie de ce segment de population, l'estimation d'un coefficient négatif semble donc contre-intuitive. Aucun élément ne permet pour l'instant d'expliquer cette incohérence.

La variable de motorisation ayant le plus d'effets sur la déviance du modèle est celle illustrant la présence d'un véhicule (au minimum) au sein du ménage (variable *automenage*). C'est donc cette dernière, et non celle caractérisant le taux de motorisation par individu de plus de 16 ans au sein du ménage (*motor*), qui fut intégrée au modèle. Évidemment, l'effet de cette variable est positif, signifiant ainsi l'augmentation de la probabilité d'utiliser le mode AP pour compléter des déplacements lorsqu'au moins un véhicule est à la disposition du logis.

Finalement, la variable *plogil* (ménage d'une seule personne) fait aussi partie du modèle final. Naturellement, le coefficient estimé pour ce type de ménage est négatif. Le covoiturage familial étant la forme de covoiturage la plus répandue, vivre seul élimine, pour bien des gens, l'opportunité de profiter de ce mode de transport. Les coefficients des autres typologies de ménage semblent confirmer cette remarque; les ménages de 2, 3 et 4 personnes sont associés à de légers effets positifs. Le coefficient de la variable *plogi5plus* (5 membres et plus) est toutefois négatif.

6.1.2 Identification des effets

Des trois effets considérés dans les modèles APC, l'effet d'âge est bien souvent le plus aisément identifiable. Les modèles traités dans cette étude ne font pas exception. L'effet d'âge pour le modèle AP est caractérisé par ce qui s'apparente à une relation inversement proportionnelle. Avant 20 ans, l'effet est positif et, au-delà de cet âge, l'effet passe sous zéro devenant graduellement plus important. Cette relation semble correspondre à l'évolution du cycle de vie et plus particulièrement au processus d'acquisition d'indépendance. Cet élément sera traité plus en détail dans la discussion à la fin de ce chapitre.

L'effet de période est quant à lui beaucoup plus faible. Après avoir légèrement augmenté de 1987 à 1993, il diminue lentement par la suite pour être pratiquement nul en 2003 puis devient négatif en 2008. Comme expliquée dans l'analyse descriptive, une importante augmentation des parts modales du mode AP peut être observée sur la période à l'étude pour les jeunes de 5 à 19 ans. Par contre, ces dernières baissent aussi considérablement chez les 20-39 ans. Au total, le coefficient

négatif en 2008 pourrait indiquer un recul net des parts modales du covoiturage malgré l'augmentation drastique de son utilisation chez les enfants.

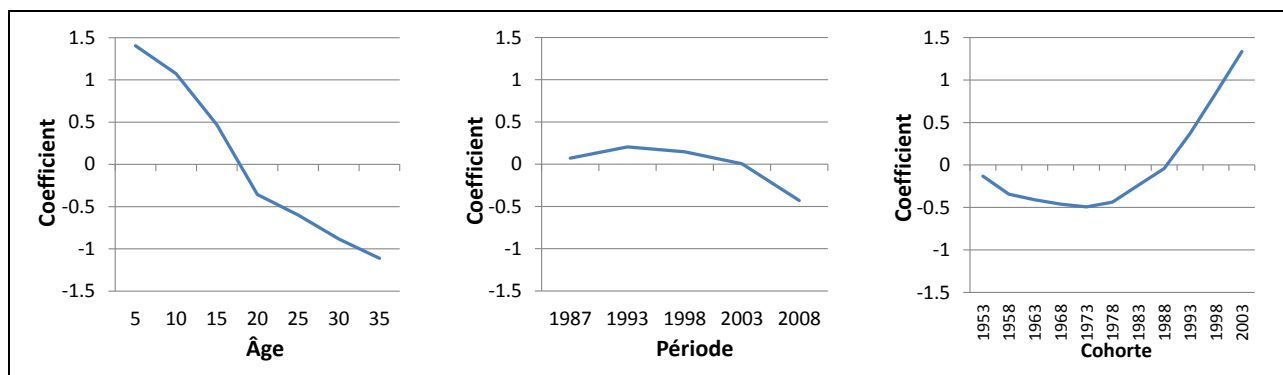


Figure 6-1. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode AP

L'effet de cohorte semble finalement supporter cette hypothèse. Les coefficients associés aux cohortes de 1953 à 1988 sont effectivement négatifs. Ces cohortes, dont les données utilisées couvrent une partie de l'âge adulte et, pour celles de 1973 à 1988, au moins une partie de l'enfance (se référer au Tableau 3-2 pour la composition des cohortes), sont caractérisées par un effet global négatif par rapport à l'utilisation de ce mode de transport. Les cohortes plus jeunes (1993, 1998 et 2003), dont les seules données disponibles couvrent l'enfance, sont associées à des coefficients largement positifs, confirmant ainsi l'attrait pour ce mode chez les 5-19 ans.

6.1.3 Ajustement et répartition géographique des probabilités

De manière générale, il semble possible d'affirmer que le modèle reproduit convenablement l'ensemble de données original (Figure 6-2). La première simulation ne diffère de la base de données que de 1,3 % à -0,9 % selon le groupe considéré. La seconde offre des performances similaires, se détachant de 1,5 % à -1,3 % des données originales. Fait à noter, les écarts les plus importants sont concentrés chez les enfants (5-19 ans) dans les deux simulations. Du côté de la reproductibilité des simulations, des écarts de -1,2 % à 0,6 % permettent d'avancer que le modèle génère des simulations stables.

Les probabilités estimées sont somme toute bien distribuées sur l'ensemble de la GRM. Il n'y a effectivement aucune concentration géographique notable de déplacements dont la probabilité d'être effectué en covoiturage est située en 40 % et 60 % ou dépasse un taux de 80 %. Certaines tendances peuvent toutefois être observées dans la distribution des probabilités inférieures à 5 %.

D'abord, dans la portion centrale de l'île de Montréal, le modèle génère ce type de probabilité pour 16 % à plus de 32 % des déplacements selon le secteur de recensement considéré. Ces concentrations diminuent entre 8 % et 16 % dans les banlieues insulaires, sur la Rive-Sud et à Laval puis tombent sous les 8 % au sein des subdivisions de recensement des couronnes les plus rapprochées de l'île de Montréal. La distribution de ces probabilités semble cohérente avec l'offre en transport collectifs généralement observée au sein de ces portions de la GRM.

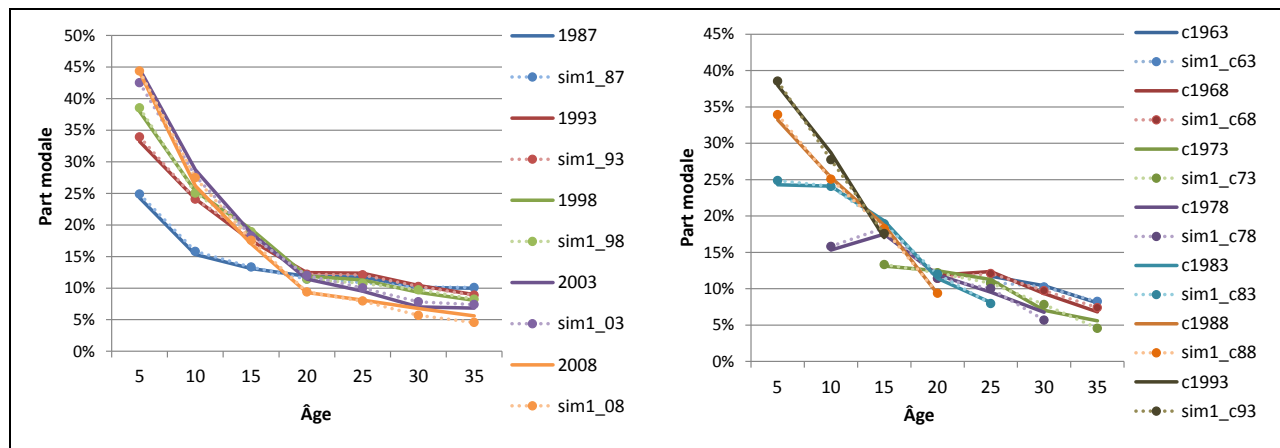


Figure 6-2. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (AP)

6.2 Analyse du mode Bus (autobus public et scolaire)

En raison des enjeux spécifiques à la mobilité des jeunes (section 2.3), la littérature semble s'attarder principalement à la relation des jeunes par rapport aux transports actifs et à l'automobile. Selon les observations de l'auteur, le corpus portant sur la relation des jeunes par rapport au transport collectif (public ou privé) est extrêmement mince.

L'analyse descriptive réalisée permet toutefois de dresser un rapide portrait de la situation dans la GRM. En matière de transport collectif, l'analyse des données OD semble identifier des effets d'âge et de période assez clairs. Elle permet aussi de souligner, chez les femmes, une propension légèrement supérieure à exploiter les transports collectifs. Concernant les transports scolaires, en plus d'un effet d'âge évident, de légers effets de cohorte et de période semblent pouvoir être identifiés, ceux-ci influençant les groupes d'âge différemment (diminution de la part modale chez les 5-9 ans et hausse chez les 10-19 ans).

Finalement, comme souligné à la fin de la section 4.1.5.3, ces deux modes ont été combinés dans le processus de modélisation en raison de leur profonde complémentarité géographique. Le

modèle Bus combine donc, à la fois, les déplacements en transports collectifs (autobus et métro) et ceux en autobus scolaire.

6.2.1 Définition du modèle

Seules trois variables explicatives ont été retenues pour la production de ce modèle en raison de l'ampleur de leurs effets sur la déviance en comparaison avec les autres variables testées. D'abord, la variable *dcv* (distance euclidienne au centre-ville de Montréal) performe mieux, pour une rare fois, que les variables de densité (ou même qu'une combinaison de ces dernières). Le coefficient négatif estimé par Stata, appliqué à cette variable continue, signifie qu'une augmentation de la distance au centre-ville réduit la probabilité que le déplacement modélisé soit exécuté en autobus. Les coefficients des variables de densité confirment cet élément tout en permettant d'y ajouter une nuance. En effet, les coefficients associés aux variables *dens1* et *dens2* (moins de 4 500 hab./km²) sont pratiquement identiques. La même chose peut être observée pour les coefficients des variables *dens5* et *dens6* (plus de 10 500 hab./km²) alors qu'une courbe s'apparentant à une relation directement proportionnelle relie ces deux plateaux. Ceci pourrait ainsi signifier l'existence de seuils de densité au-delà desquels peu d'effets supplémentaires (qu'ils soient positifs ou négatifs) sur l'utilisation de l'autobus public ou scolaire peuvent être attribués à l'environnement.

Ensuite, un important coefficient positif est estimé pour la variable *mt2* (motif scolaire). Deux principaux éléments expliquent cet effet. Premièrement, le mode Bus sur lequel repose ce modèle est une combinaison de l'autobus scolaire et des transports collectifs. Les déplacements en autobus scolaire servant exclusivement le motif scolaire, l'effet positif semble naturel. Deuxièmement, les étudiants ont un poids beaucoup plus important dans la population traitée dans cette étude que dans la population réelle (théoriquement, 50 %, sans toutefois considérer les variations issues de phénomènes démographiques particuliers). Lors de l'estimation du modèle, les déplacements scolaires représentent donc une proportion importante des déplacements réalisés en autobus, car de nombreux déplacements de travailleurs qui auraient été considérés si la modélisation avait porté sur la population entière ne sont finalement pas étudiés.

Tableau 6-2. Extrait des spécifications du modèle Bus telles que produites par Stata

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 1084845785
Pearson           = 3.21611e+12

No. of obs       = 1.22e+09
Residual df      = 1.22e+09
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = .8887355
(1/df) Pearson   = 2634.727

Variance function: V(u) = u*(1-u)
Link function     : g(u) = ln(u/(1-u))

[Bernoulli]
[Logit]

AIC = .
BIC = -2.45e+10
Deviance = .

```

tcbs	EIM					[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.	z	P> z			
dcv	-.0114968	7.62e-06	-1509.18	0.000	-.0115117	-.0114818	
mt2	1.573435	.0002096	7507.95	0.000	1.573024	1.573845	
motor	-1.859254	.0002382	-7806.74	0.000	-1.85972	-1.858787	
age_5	-.3774205	.0002199	-1716.16	0.000	-.3778515	-.3769894	
age_10	.2639773	.0001976	1335.97	0.000	.2635901	.2643646	
age_15	.5690428	.0001898	2997.85	0.000	.5686708	.5694148	
age_20	.1553162	.0001931	804.51	0.000	.1549378	.1556946	
age_25	-.0378997	.0002081	-182.10	0.000	-.0383077	-.0374918	
age_30	-.2171303	.000212	-1024.06	0.000	-.2175458	-.2167147	
age_35	-.3558859	.0002194	-1622.25	0.000	-.3563159	-.3554559	
period_1988	.0330101	.0001502	219.83	0.000	.0327157	.0333044	
period_1993	-.0524938	.000152	-345.37	0.000	-.0527917	-.0521959	
period_1998	-.1618029	.0001586	-1020.21	0.000	-.1621137	-.161492	
period_2003	-.0126021	.0001553	-81.14	0.000	-.0129065	-.0122977	
period_2008	.1938887	.0001675	1157.21	0.000	.1935603	.1942171	
cohort_1953	.0887937	.0004305	206.26	0.000	.08795	.0896375	
cohort_1958	-.0179329	.0003144	-57.03	0.000	-.0185492	-.0173166	
cohort_1963	-.0394732	.0002728	-144.70	0.000	-.0400078	-.0389385	
cohort_1968	-.0093088	.0002511	-37.07	0.000	-.0098011	-.0088166	
cohort_1973	-.0291168	.0002279	-127.76	0.000	-.0295634	-.0286701	
cohort_1978	-.0415723	.0002214	-187.78	0.000	-.0420062	-.0411384	
cohort_1983	-.0146518	.0002033	-72.08	0.000	-.0150501	-.0142534	
cohort_1988	.0699631	.0002177	321.44	0.000	.0695365	.0703897	
cohort_1993	.0728779	.0002286	318.75	0.000	.0724298	.073326	
cohort_1998	.0682357	.000268	254.64	0.000	.0677105	.0687609	
cohort_2003	-.1478146	.0005057	-292.30	0.000	-.1488057	-.1468235	
_cons	-.4568259	.0001917	-2383.04	0.000	-.4572017	-.4564502	

La troisième, et dernière variable explicative intégrée au modèle Bus caractérise la motorisation des ménages (*motor*). Son coefficient négatif révèle que la croissance du taux de motorisation engendre une diminution de la probabilité de réaliser des déplacements en autobus.

6.2.2 Identification des effets

L'effet d'âge lié à la modélisation des déplacements réalisés en autobus illustre encore une fois plutôt bien la relation qu'il entretient avec le concept de cycle de vie. Une lecture un peu simpliste de ce dernier pourrait se développer comme suit. Négatif chez les 5-9 ans, le coefficient augmente ensuite graduellement avec le vieillissement des enfants jusqu'à ce qu'ils obtiennent

leur permis de conduire. L'effet de l'âge, positif de 10 à 24 ans, entame par la suite une descente rapide chez les 20-24 ans, dont plusieurs membres sont toujours aux études (ou n'ont pas nécessairement les moyens d'être motorisés). Ceci pourrait expliquer le signe toujours positif du coefficient. Au fur et à mesure qu'ils intègrent le marché du travail et que la composition des ménages évolue (avec, comme effet parallèle, une complexification des chaînes de déplacements à exécuter), le coefficient, négatif à partir du groupe des 25-29 ans, poursuit graduellement sa descente jusqu'aux 35-39 ans.

L'effet de période prend la forme d'un « V » dont le minimum est atteint en 1998 et les deux extrémités sont positives. La tendance illustrée est donc à la hausse, signifiant un certain regain d'intérêt par rapport à ce mode de transport au cours des dix dernières années étudiées. Cette tendance s'apparente à l'évolution des parts modales des transports collectifs présentées dans l'analyse descriptive.

Finalement, l'effet de cohorte peut être segmenté en deux. De 1958 à 1983, les cohortes sont systématiquement associées à des coefficients négatifs. Ensuite, de 1988 à 1998, elles sont plutôt associées à des coefficients positifs, signifiant la propension des individus formant ces cohortes à exploiter le mode Bus. L'analyse de l'effet de cohorte doit toutefois être réalisée avec prudence. En consultant le Tableau 3-2, il est effectivement possible de remarquer que la composition de chaque cohorte diffère grandement : la cohorte de 1953 est seulement composée d'individus de 35 à 39 ans provenant de données de l'enquête de 1987 et la cohorte de 2003, de jeunes de 5 à 9 ans recensés en 2008. Les coefficients liés à ces deux cohortes particulières ne sont donc pas représentatifs d'une cohorte normale puisqu'ils sont limités à une période et un moment particulier de leur cycle de vie. Le même problème peut s'observer pour les cohortes adjacentes (1958 et 1998), mais il s'estompe ensuite graduellement au fur et à mesure que les cohortes rassemblent davantage de groupes d'âge. Cette particularité dans la composition des cohortes s'applique à l'ensemble des modèles et constitue une limite importante dans la portée des analyses des effets attribués aux cohortes.

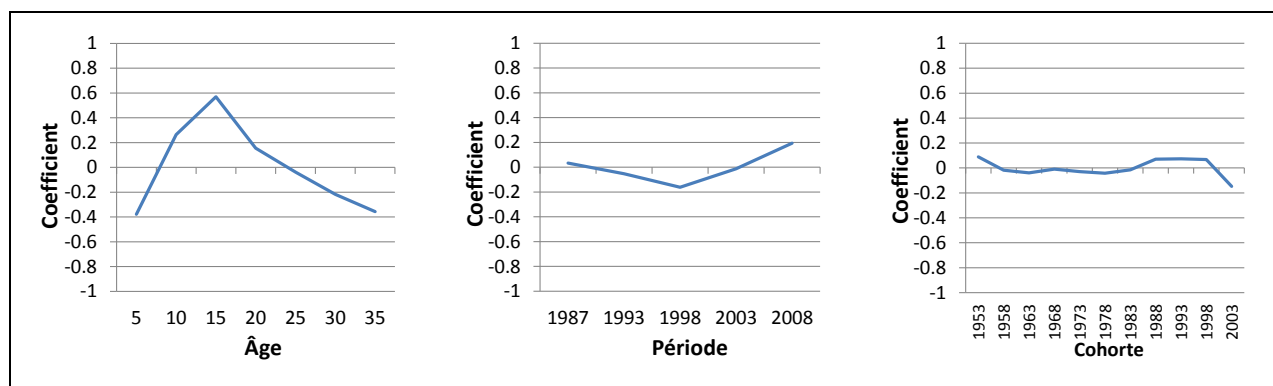


Figure 6-3. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Bus

6.2.3 Ajustement et répartition géographique des probabilités

Ce modèle semble légèrement moins performant que le modèle précédent en matière d'ajustement des données. Les déviations des simulations par rapport aux données originales se situent entre -4,6 % et 2,7 % (différence entre la part modale originale et la part modale simulée). Les plus grandes marges d'erreur sont encore une fois concentrées au sein de la population âgée de moins de 20 ans. Les résultats issus des deux simulations sont toujours assez stables. Ils diffèrent l'un de l'autre de 1,0 % à -1,7 %.

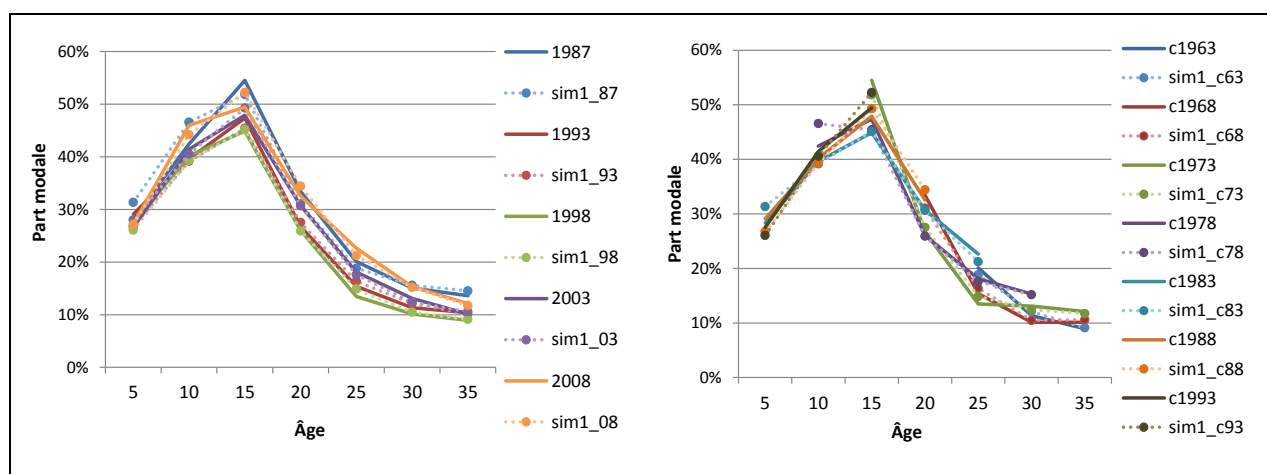


Figure 6-4. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Bus)

La qualité de l'offre en transport collectif semble transparaître dans la distribution géographique des probabilités générées par ce modèle. D'abord, c'est au sein des secteurs périphériques qu'il est possible d'observer les plus hautes concentrations de déplacements ayant moins de 5 % de probabilité d'être effectués en autobus. Celles-ci s'élèvent de 30 % à plus de 40 % dans plusieurs

subdivisions de recensement. Ces concentrations s'atténuent à mesure que la distance au centre-ville diminue. C'est justement dans la portion centrale de Montréal que le modèle estime les plus hautes proportions de déplacements dont la probabilité est établie entre 40 % et 60 %. C'est aussi à cet endroit que sont observées les plus hautes concentrations de déplacements où l'utilisation d'un service d'autobus est estimée avec le plus de certitude (au-delà de 80 % de probabilité).

6.3 Analyse du mode marche

Contrairement à celle portant sur les transports collectifs, la littérature étudiant la relation des jeunes par rapport à la marche est nettement plus riche. Parmi les tendances soulevées, plusieurs auteurs soulignent de fortes diminutions dans l'utilisation de la marche comme mode de transport tous contextes confondus. Maints éléments semblent être considérés dans l'utilisation de ce mode chez les enfants. Certaines caractéristiques de l'environnement (densité, infrastructures piétonnes, etc.), le mode privilégié par les parents, l'âge, le sexe et, surtout, la distance à parcourir sont des facteurs régulièrement soulignés.

L'analyse descriptive développée sur une combinaison des deux principaux modes actifs souligne le même type de tendances et identifie, elle aussi, l'effet très clair de l'âge sur le choix de ce type de mobilité. Par ailleurs, les garçons seraient davantage portés à exploiter ces modes de transport. Finalement, considérant les profondes différences dans le profil d'utilisateur et les caractéristiques des déplacements, la marche et le vélo seront traités séparément dans le processus de modélisation.

6.3.1 Définition du modèle

De tous les modèles développés dans ce travail, seul celui cherchant à évaluer la probabilité d'effectuer des déplacements à pied compte 2 variables (non corrélées) intégrant la notion d'environnement dans le processus de choix modal. Les variables *dens1* et *dens6* ont par contre des effets diamétralement opposés sur le phénomène modélisé. D'abord, la plus faible classe de densité de population est associée à un coefficient négatif alors que *dens6* est plutôt associée à un coefficient positif (elle représente par le fait même la seule variable explicative ayant un effet positif pour ce mode). Ces deux classes de densité représentent les deux extrêmes d'une relation qui, lorsque les variables de densité rejetées sont considérées, s'apparente à une relation directement proportionnelle entre le coefficient et la croissance de la densité de

population du territoire. L'effet devient positif à partir de la 3^e classe de densité (4 500 à 7 500 hab./km²).

Tableau 6-3. Extrait des spécifications du modèle Marche telles que produites par Stata

Intrinsic estimator of APC effects			No. of obs	=	1.22e+09
Optimization	:	MQL Fisher scoring	Residual df	=	1.22e+09
		(IRLS EIM)	Scale parameter	=	1
Deviance	=	598476508.4	(1/df) Deviance	=	.4902884
Pearson	=	7.20435e+13	(1/df) Pearson	=	59020.05
Variance function: V(u) = u*(1-u)			[Bernoulli]		
Link function : g(u) = ln(u/(1-u))			[Logit]		
			AIC	=	.
Deviance			BIC	=	-2.49e+10

pied	EIM		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
dens1	-.3711937	.0002848	-1303.53	0.000	-.3717518	-.3706356
dens6	.5054902	.000318	1589.55	0.000	.5048669	.5061134
d_vol_o	-.8622918	.0000966	-8925.86	0.000	-.8624812	-.8621025
st1	-.335969	.0002873	-1169.35	0.000	-.3365321	-.3354059
motor	-1.337585	.0002929	-4567.22	0.000	-1.338159	-1.337011
age_5	.4742176	.0002487	1907.09	0.000	.4737302	.4747049
age_10	.6397427	.0002377	2691.41	0.000	.6392769	.6402086
age_15	-.0068169	.0002864	-23.80	0.000	-.0073783	-.0062555
age_20	-.1867987	.0003034	-615.77	0.000	-.1873933	-.1862042
age_25	-.2724445	.0002965	-918.98	0.000	-.2730255	-.2718634
age_30	-.3174185	.0002825	-1123.56	0.000	-.3179722	-.3168648
age_35	-.3304817	.0002837	-1165.01	0.000	-.3310376	-.3299257
period_1988	.1909256	.0002057	928.05	0.000	.1905224	.1913288
period_1993	.0198028	.0002028	97.64	0.000	.0194053	.0202003
period_1998	-.083228	.0002109	-394.64	0.000	-.0836413	-.0828146
period_2003	-.1315158	.0002154	-610.53	0.000	-.131938	-.1310936
period_2008	.0040153	.0002426	16.55	0.000	.0035399	.0044908
cohort_1953	-.3149556	.0006137	-513.24	0.000	-.3161583	-.3137528
cohort_1958	-.0736922	.0004199	-175.50	0.000	-.0745152	-.0728692
cohort_1963	-.0821942	.000371	-221.57	0.000	-.0829213	-.0814672
cohort_1968	-.0474601	.0003606	-131.61	0.000	-.0481669	-.0467533
cohort_1973	.0154254	.0003263	47.28	0.000	.0147859	.0160649
cohort_1978	.1762389	.0003039	579.85	0.000	.1756432	.1768347
cohort_1983	.2194352	.0002635	832.62	0.000	.2189186	.2199517
cohort_1988	.1998208	.0002791	715.98	0.000	.1992738	.2003678
cohort_1993	.1484456	.0002813	527.79	0.000	.1478944	.1489969
cohort_1998	-.0476513	.000318	-149.85	0.000	-.0482746	-.047028
cohort_2003	-.1934126	.0005678	-340.62	0.000	-.1945255	-.1922996
_cons	.815056	.0002623	3107.28	0.000	.8145419	.8155701

Comme démontré par la revue de littérature, la distance du déplacement aurait un effet considérable sur le choix d'un mode actif. Dans le cas du modèle portant sur la marche, cette affirmation semble vérifiable. La variable continue représentant la distance euclidienne des déplacements (*d_vol_o*) est celle qui a, de loin, l'effet le plus important sur la déviance par rapport au modèle de référence. Son coefficient négatif souligne ainsi l'influence néfaste d'une augmentation de la distance des déplacements sur la probabilité d'effectuer un trajet à pied.

Ensuite, le fait d'avoir le statut de travailleur (*st1*) a un effet négatif sur cette même probabilité tandis que les gens au statut d'étudiant (*st2*) sont plutôt associés à un coefficient positif. Les coefficients associés aux motifs de déplacements travail et éducation, fortement corrélés aux statuts correspondants, illustrent exactement le même phénomène. Ces derniers n'ont pas été intégrés au modèle, car leur effet sur la déviance du modèle était inférieur à celui observé pour les variables de statut.

La dernière variable explicative intégrée au modèle est le taux de motorisation (*motor*). Sans surprise, le coefficient négatif indique clairement l'influence négative de l'accessibilité à la voiture sur l'utilisation de la marche comme moyen de transport.

Finalement, il est intéressant de constater que, même si aucune d'entre elles n'est intégrée au modèle final, les variables *plogi#* ont des coefficients pratiquement identiques à ceux observés pour l'autobus. Les individus formant des ménages d'une seule personne sont associés au plus fort coefficient positif. Les ménages de deux personnes sont toujours associés à des coefficients positifs, bien qu'ils soient un peu moins élevés. Les ménages de 3 et 4 individus poursuivent leur descente sous 0 avant de voir le coefficient remonter légèrement au-dessus pour les ménages de 5 personnes et plus.

6.3.2 Identification des effets

Les coefficients associés aux différents groupes d'âge permettent de comprendre un peu mieux les tendances générales associées à ce mode de transport. D'abord, chez les jeunes enfants (5-9 ans), un effet positif est estimé par le modèle. Cet effet est toutefois inférieur à celui observé chez les 10-14 ans ce qui pourrait donner un indice sur l'âge à partir duquel la majorité des parents ont confiance dans les aptitudes de leurs enfants à réaliser leurs déplacements par eux-mêmes. Tout comme pour le mode Bus, l'atteinte de l'âge permettant l'accession au permis de conduire (15-19 ans) est caractérisée par une baisse marquée de son effet positif par rapport aux groupes d'âge précédents. Dès le groupe suivant, le coefficient tombe largement en deçà de 0. Ceci peut s'expliquer encore une fois par la généralisation de l'accession à l'automobile pour ces groupes d'âge, mais probablement aussi par l'élargissement du territoire à couvrir pour l'atteinte des activités (travail, responsabilités liées aux enfants, etc.) d'une bonne partie des résidents de la GRM (l'un étant sans doute occasionné par l'autre). Ces facteurs, particulièrement valables au

sein des couronnes et des banlieues plus récentes, risquent d'être un des facteurs à l'origine de la perte de compétitivité de la marche par rapport aux autres types de mobilité.

L'effet de période semble légèrement plus subtil que le précédent. Positif en 1987 et 1993, le coefficient associé aux 2 périodes suivantes devient plutôt négatif. Bien que significatif, le coefficient de 2008 s'approche considérablement de l'effet nul.

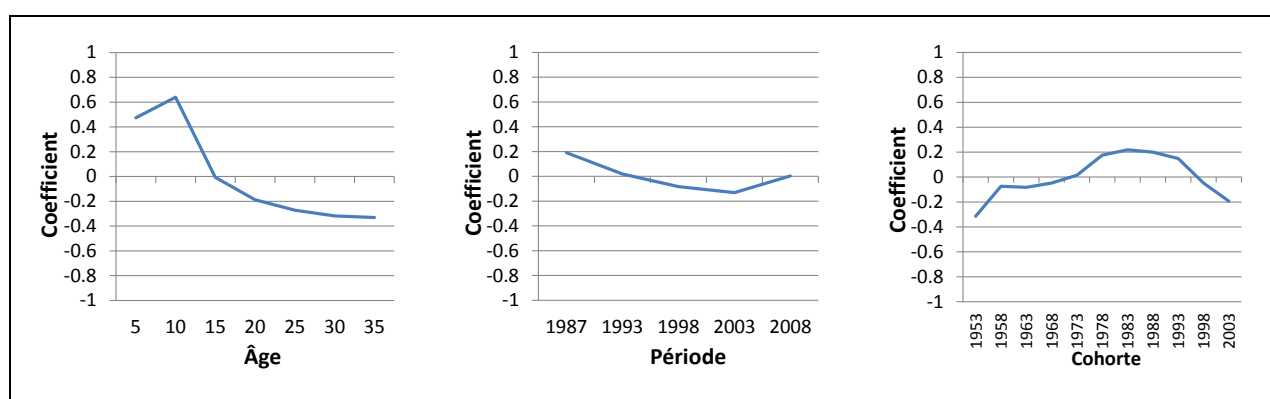


Figure 6-5. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Marche

Encore une fois, l'effet de cohorte semble largement défini par leur composition. Aucun enfant ne compose les cohortes de 1953 à 1968. Ils constituent ensuite une proportion de plus en plus importante des cohortes jusqu'en 2003. Considérant les effets d'âge, les coefficients associés aux cohortes de 1953 à 1993 semblent donc parfaitement logiques: ils sont négatifs pour les cohortes ne couvrant que les âges au-delà de 20 ans et croissent graduellement avec l'augmentation de la représentativité des jeunes au sein des cohortes plus récentes. La forte baisse des coefficients des cohortes de 1998 et 2003 est toutefois fort surprenante. Ces deux cohortes étant composées exclusivement des groupes d'âge où la marche obtient ses plus hautes parts modales, il aurait semblé naturel d'observer d'importants coefficients positifs liés à ces cohortes. Ce n'est toutefois pas le cas, ce qui semble partiellement confirmer les tendances documentées indiquant le déclin rapide des modes actifs auprès des jeunes.

6.3.3 Ajustement et répartition géographique des probabilités

Les simulations estimées par ce modèle génèrent des résultats équivalents au modèle AP en matière d'ajustement des données. La déviation des données de la première simulation par rapport aux données réelles s'établit entre -0,9 % et 1,3 %. La deuxième simulation offre des

résultats très similaires, avec des écarts de -1,3 % à 1,5 %. Le modèle génère ainsi des données stables comme le démontrent les faibles écarts entre les deux simulations (-1,2 % à 0,6 %).

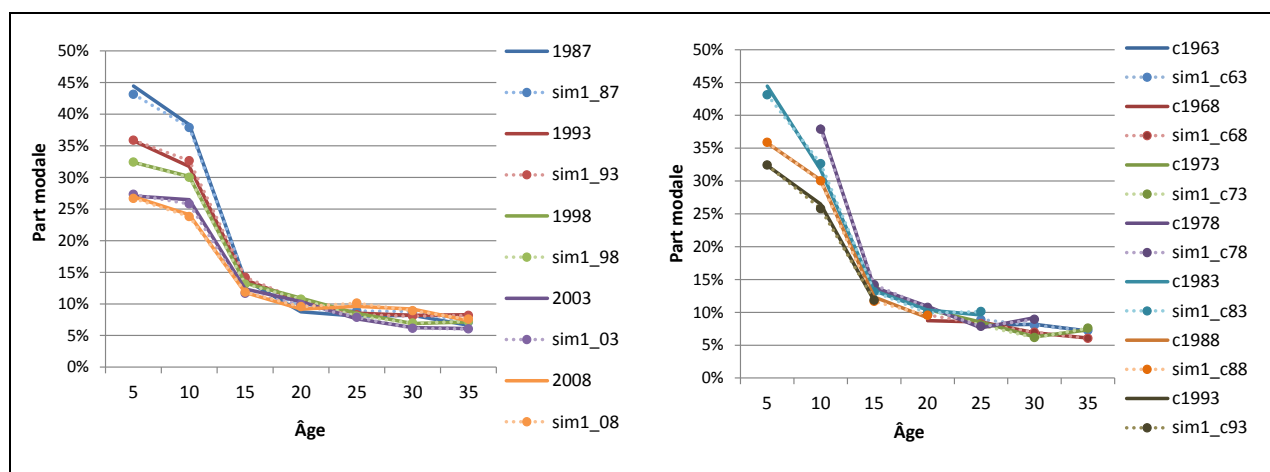


Figure 6-6. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Marche)

La distribution géographique des probabilités estimées par le modèle Marche permet d'observer les principaux bassins d'utilisateurs de la GRM. D'abord, très peu de secteurs sont caractérisés par une concentration de déplacements dont la probabilité est supérieure à 80 %. Ces rares secteurs de recensement sont évidemment regroupés au centre de l'île de Montréal et les concentrations qui y sont relevées se situent entre 2 % et 4 % des déplacements. C'est au sein de ces mêmes secteurs qu'il est possible de retrouver les plus hautes concentrations (de 15 % à 20 %) de déplacements dont les probabilités se situent entre 40 % et 60 %. À ceux-ci s'ajoutent toutefois quelques secteurs plus urbanisés tels que Saint-Jean-sur-Richelieu, Saint-Jérôme, Blainville et Saint-Eustache. Enfin, les probabilités inférieures à 5 % constituent la norme (60 % et plus des déplacements) sur la majorité du territoire des couronnes. Seules quelques poches d'environnement urbain (celles mentionnées précédemment) se démarquent avec des concentrations inférieures à 50 %.

6.4 Analyse du mode vélo

Parmi les écrits recensés dans ce travail, très peu s'attardent exclusivement au mode vélo. Il est habituellement traité conjointement avec la marche sous la dénomination *Transport Actifs*. Une diminution de la part modale associée à ce mode peut donc être observée. Le sexe, l'âge et la distance du déplacement seraient trois des principaux facteurs influençant l'utilisation de ce mode de transport.

L'analyse descriptive, elle aussi réalisée conjointement sur la marche et le vélo, souligne néanmoins les faibles parts modales du vélo en 2008 chez les jeunes (1,4 %). De plus, ce mode semble obtenir ses plus hautes parts modales au sein des secteurs centraux de Montréal, mais aussi dans quelques secteurs périphériques contrairement à la marche.

6.4.1 Définition du modèle

Cette fois encore l'analyse de l'ensemble des variables de densité testées semble indiquer la présence d'un seuil relativement clair de densité de population (cette variable agissant fort probablement comme proxy pour certaines caractéristiques du lieu) au-delà duquel la probabilité d'exploiter ce mode de transport croît. En effet, en bas de 7 500 hab./km² (*dens1*, *dens2* et *dens3*), les coefficients associés aux classes de densités sont négatifs. Le processus de modélisation estime ensuite des coefficients positifs pour les 3 autres variables de densité (supérieures à 7 500 hab./km²). C'est finalement la variable *dens6* (plus de 13 500 hab./km²) qui a le plus d'effets sur le modèle de référence et qui, par le fait même, est intégrée au modèle final.

La variable *sexe* est, pour l'unique fois dans les modèles d'analyse des parts modales présentés dans cette étude, associée à un coefficient positif. Cela signifierait qu'être de sexe masculin aurait un effet positif sur la probabilité d'exécuter ses déplacements à vélo. Le coefficient négatif de la variable *d_vol_o* dénote une relation similaire (bien que moins importante) à celle du mode marche entre l'utilisation du vélo et la distance du déplacement (relation inversement proportionnelle entre la distance et l'évolution de la probabilité). La similarité des effets entre les modes de transport actifs s'accroît avec l'analyse de la variable *motor*. En effet, tout comme pour la marche, une augmentation du taux de motorisation semble engendrer une diminution importante de la probabilité estimée.

Tableau 6-4. Extrait des spécifications du modèle Vélo telles que produites par Stata

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 156477085.9
Pearson           = 4.41414e+11

No. of obs       = 1.22e+09
Residual df      = 1.22e+09
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = .1281903
(1/df) Pearson   = 361.6185

Variance function: V(u) = u*(1-u)
Link function     : g(u) = ln(u/(1-u))

[Bernoulli]
[Logit]

AIC = .
BIC = -2.54e+10
Deviance = .

```

bike	EIM					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
dens6	.3919449	.0006951	563.86	0.000	.3905825	.3933073
sexe	.8698022	.0005445	1597.57	0.000	.868735	.8708693
d_vol_o	-.1579304	.0000856	-1845.70	0.000	-.1580981	-.1577627
motor	-.9940321	.0007204	-1379.75	0.000	-.9954442	-.9926201
age_5	-.289977	.0008096	-358.18	0.000	-.2915637	-.2883903
age_10	.4044805	.0005902	685.32	0.000	.4033237	.4056372
age_15	.1810995	.000626	289.28	0.000	.1798725	.1823265
age_20	-.0120628	.0006508	-18.54	0.000	-.0133383	-.0107873
age_25	-.0480035	.0006513	-73.70	0.000	-.04928	-.046727
age_30	-.0719994	.0006703	-107.41	0.000	-.0733132	-.0706856
age_35	-.1635372	.0007117	-229.77	0.000	-.1649322	-.1621422
period_1988	-.2593626	.0005678	-456.80	0.000	-.2604754	-.2582497
period_1993	-.1774517	.0005261	-337.31	0.000	-.1784828	-.1764206
period_1998	.0434624	.0004985	87.19	0.000	.0424854	.0444393
period_2003	.0631251	.0005149	122.60	0.000	.0621159	.0641342
period_2008	.3302268	.000529	624.25	0.000	.32919	.3312636
cohort_1953	-.2575217	.0019023	-135.38	0.000	-.2612501	-.2537934
cohort_1958	-.1461904	.0012753	-114.63	0.000	-.1486899	-.1436909
cohort_1963	.0108507	.0010192	10.65	0.000	.008853	.0128484
cohort_1968	.0159056	.0009402	16.92	0.000	.0140629	.0177484
cohort_1973	.227654	.0007744	293.99	0.000	.2261363	.2291718
cohort_1978	.289229	.0007252	398.82	0.000	.2878075	.2906504
cohort_1983	.3504109	.0006699	523.05	0.000	.3490978	.3517239
cohort_1988	.2693422	.0007155	376.42	0.000	.2679398	.2707447
cohort_1993	-.0362324	.0008019	-45.18	0.000	-.0378041	-.0346608
cohort_1998	-.3223293	.0009994	-322.53	0.000	-.324288	-.3203705
cohort_2003	-.4011187	.0020384	-196.78	0.000	-.4051139	-.3971235
_cons	-3.820664	.0007013	-5448.10	0.000	-3.822039	-3.81929

6.4.2 Identification des effets

Malgré les effets similaires de certaines variables explicatives sur le vélo et la marche, il est intéressant de constater plusieurs différences notables au niveau des effets APC. En effet, le coefficient associé aux jeunes de 5 à 9 ans est d'abord négatif puis s'élève à 0,639 chez les 10-14 ans. Par la suite, les coefficients sont à la baisse (et négatif dès 20 ans) sans toutefois diminuer aussi rapidement que ceux associés à la marche pour les mêmes groupes d'âge. Cette courbe illustre donc que, contrairement à la marche, les parents (ou les institutions scolaires par les restrictions parfois imposées sur les modes de transports de leurs étudiants) ne sont peut-être pas

prêts à encourager les plus jeunes enfants à adopter ce mode de transport. L'absence d'infrastructure dédiée à ce mode (ou le partage du réseau nécessaire à son utilisation), combinée à la période d'apprentissage spécifique à l'équipement sont des facteurs qui pourraient expliquer en partie ce phénomène. Davantage de recherches sur le sujet sont toutefois nécessaires afin d'en identifier les causes avec certitude.

L'effet période tel qu'estimé par ce modèle semble identifier une augmentation graduelle de la popularité de ce mode de déplacement au cours de la période considérée. Les deux premières périodes sont associées à des coefficients négatifs, tandis que celles de 1998, 2003 et 2008 sont caractérisées par des coefficients positifs croissants.

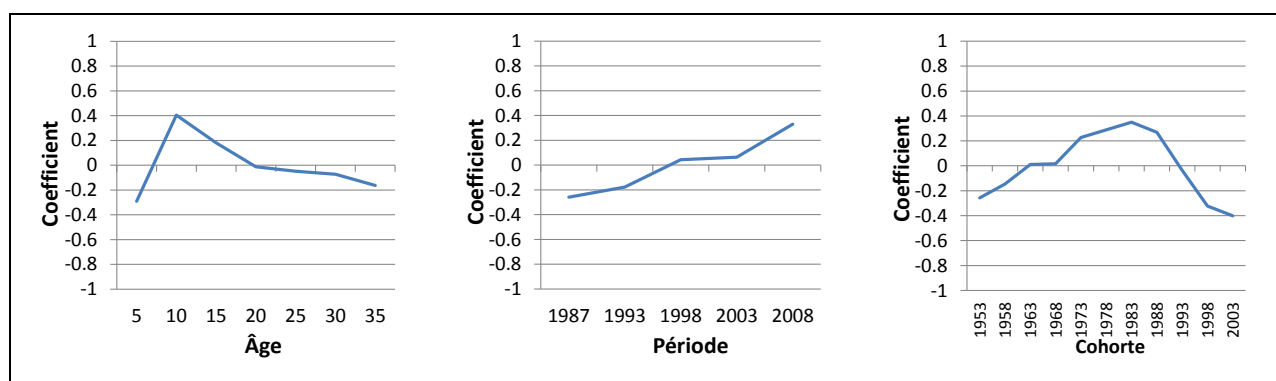


Figure 6-7. Illustration des effets APC pour la modélisation du mode Vélo

Finalement, l'effet de cohorte semble révélateur des groupes d'âge à l'origine de la tendance observée par l'effet de période. En effet, les cohortes de 1993 et 1998 sont associées à des coefficients négatifs. Or, ces cohortes sont constituées majoritairement de jeunes âgées de 10 à 19 ans ce qui représente, selon l'effet d'âge, la seule population dont l'âge a comme impact d'augmenter la probabilité d'effectuer leurs déplacements à vélo. La croissance de la popularité de ce mode est donc nécessairement alimentée par les cohortes précédentes, car le comportement des jeunes des cohortes de 1993 et 1998, en considérant les coefficients estimés, ne correspondent pas à l'effet d'âge illustré dans la Figure 6-7. Les parts modales présentées dans la Figure 6-8 supportent cette hypothèse. En effet, la courbe de la part modale de 1987 en fonction de l'âge reprend les tendances identifiées par les coefficients (Figure 6-7). Par contre, d'une année à l'autre, cette courbe se transforme graduellement, si bien qu'en 2008, la part modale du vélo chez les 10-19 ans est légèrement inférieure à celle des 20-29 ans. En somme, ce mode de

transport, bien qu'il soit globalement en croissance, semble néanmoins en perte de vitesse au sein du groupe auprès duquel il obtenait autrefois ses parts modales les plus importantes.

6.4.3 Ajustement et répartition géographique des probabilités

L'ajustement des données de simulation par rapport aux données originales est au même niveau que celui des modèles présentés antérieurement. Les écarts se situent de -0,6 % à 0,3 % pour la première simulation et de -0,7 % à 0,3 % pour la seconde. Graphiquement, l'ajustement semble moins performant en raison de la faiblesse de la part modale associée à la bicyclette.

Globalement, il n'y a aucune concentration notable de déplacements ayant plus de 80 % de probabilité d'être exécutés à vélo. Il n'y a pas davantage de tendances à signaler au niveau des déplacements dont la probabilité est autour de 50 %. Par contre, le centre de Montréal obtient les plus « basses » concentrations de déplacements dont la probabilité est inférieure à 5 %. Celles-ci descendent sous les 96 % à plusieurs reprises (et parfois sous 90 %) alors que dans le reste de la GRM, ce taux s'élève systématiquement au-dessus de 96 %.

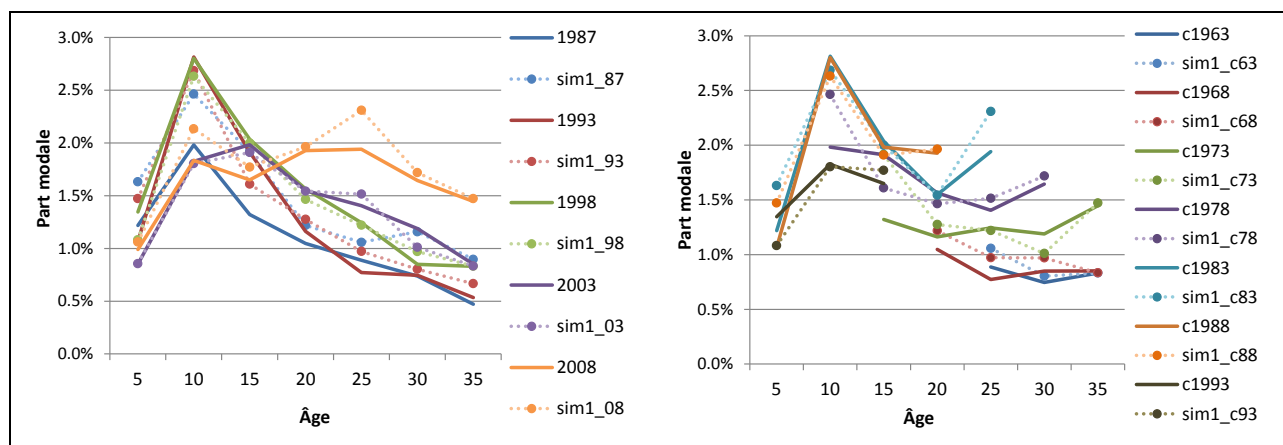


Figure 6-8. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Vélo)

6.5 Analyse des distances moyennes de déplacement

L'analyse descriptive des distances moyennes de déplacements révèle quelques éléments intéressants. D'abord, celle-ci semble en hausse chez les enfants. Ceci pourrait probablement s'expliquer par l'augmentation des distances des trajets effectués pour un motif scolaire comme souligné dans la section 5.2. Une tendance légèrement à la baisse est toutefois identifiée chez les adultes. Parallèlement, un effet d'âge semble pouvoir être décelé chez les 5-24 ans avant

d’observer une stabilisation très nette de cet effet pour les gens plus âgés. Concernant les enfants, le genre masculin ne semble pas avoir d’influence contrairement aux adultes, chez qui la distance moyenne des déplacements est supérieure à celle des femmes (bien que cette différence s’amointrisse d’une enquête à l’autre).

Dans la littérature, les chercheurs soulignent l’importance de l’influence de la distance des déplacements sur l’utilisation de la plupart des modes de déplacements. D’importantes distances de déplacements auraient un impact positif pour le mode AP et un impact négatif sur l’utilisation des modes actifs. Une tendance à la hausse, notamment en terme de distance moyenne des déplacements scolaires, y est aussi identifiée chez les enfants.

6.5.1 Définition du modèle

Des 25 variables explicatives testées sur la variable dépendante *dmoy* (distance moyenne des déplacements réalisés par un individu), trois se sont particulièrement démarquées. D’abord, dans le contexte de modélisation, le fait d’avoir effectué au moins un déplacement à pied génère un important effet négatif sur la distance de déplacement moyenne telle qu’estimée⁴. Ici (et pour le modèle suivant aussi), le choix d’une variable explicative représentant le mode de déplacement est particulièrement contestable. D’un côté, cette variable permet d’améliorer grandement l’ajustement des données simulées par rapport à la base de données initiale. De l’autre, elle contribue à rendre le modèle inutilisable dans le cadre de projections de tendances (cet élément sera abordé plus en détails au sein des limites de cette étude). Malgré tout, la relation identifiée précédemment s’avère parfaitement conséquente avec les éléments tirés de la littérature, tout comme les coefficients associés aux trois autres modes considérés. En effet, le mode AP est associé à un coefficient positif (il contribue donc à une augmentation de la distance moyenne modélisée) tandis que les modes Bus et Vélo auraient des effets négatifs sur la variable dépendante du modèle.

Ensuite, les deux variables caractérisant la motorisation du ménage suscitent un large effet positif sur la variable *dmoy*. C’est toutefois la variable *automenage* qui se démarque davantage par son

⁴ La distance du déplacement étant la variable dépendante dans ce modèle, la direction réelle de l’influence (...de la distance sur le mode sélectionné) ne peut pas être évaluée correctement.

effet sur la déviance par rapport au modèle de référence. Cette dernière est donc sélectionnée pour le processus de modélisation.

La troisième, et dernière variable explicative sélectionnée pour ce modèle est celle caractérisant la distance entre le lieu de domicile de l'individu ayant effectué les déplacements et le centre-ville de Montréal. Le coefficient positif associé à cette variable indique qu'une augmentation de la distance au centre-ville contribuerait à multiplier la distance moyenne estimée pour les déplacements. L'analyse des coefficients des variables de densité permet d'effectuer le même type d'interprétation. Les coefficients des variables *dens1* et *dens2* sont positifs tandis que les autres, de *dens3* à *dens6*, descendent graduellement de plus en plus bas sous 0.

Tableau 6-5. Extrait des spécifications du modèle Dmoy telles que produites par Stata

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 1.01221e+11
Pearson           = 1.01221e+11

No. of obs       = 7.71e+08
Residual df      = 7.71e+08
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = 131.2229
(1/df) Pearson   = 131.2229

Variance function: V(u) = 1
Link function     : g(u) = ln(u)

[ Gaussian ]
[ Log ]

Deviance          = .
AIC               = .
BIC               = 8.54e+10

```

dmoy	EIM					[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.	z	P> z			
pied	-1.238666	.0004872	-2542.19	0.000	-1.239621	-1.237711	
automenage	.294435	.0002295	1283.10	0.000	.2939853	.2948848	
dcv	.019562	3.07e-06	6380.92	0.000	.019556	.019568	
age_5	-.7540349	.0003467	-2174.71	0.000	-.7547145	-.7533553	
age_10	-.3815725	.0002234	-1708.40	0.000	-.3820103	-.3811348	
age_15	.0643275	.0001633	394.02	0.000	.0640076	.0646475	
age_20	.3502199	.0001332	2628.53	0.000	.3499588	.3504811	
age_25	.3151464	.0001162	2712.63	0.000	.3149187	.3153741	
age_30	.2592804	.0001022	2536.02	0.000	.2590801	.2594808	
age_35	.1466331	.0001051	1395.06	0.000	.1464271	.1468391	
period_1988	.0025862	.0001119	23.11	0.000	.0023669	.0028056	
period_1993	-.043999	.0000966	-455.26	0.000	-.0441885	-.0438096	
period_1998	-.0188072	.0000939	-200.38	0.000	-.0189912	-.0186233	
period_2003	.0217532	.0000968	224.64	0.000	.0215634	.021943	
period_2008	.0384669	.0001001	384.20	0.000	.0382706	.0386631	
cohort_1953	.2643938	.0002136	1237.57	0.000	.2639751	.2648125	
cohort_1958	.154859	.0001602	966.89	0.000	.1545451	.1551729	
cohort_1963	.1173233	.0001365	859.66	0.000	.1170558	.1175907	
cohort_1968	.0656015	.0001336	491.07	0.000	.0653397	.0658633	
cohort_1973	.0317984	.0001373	231.64	0.000	.0315293	.0320674	
cohort_1978	-.037407	.000163	-229.46	0.000	-.0377265	-.0370874	
cohort_1983	-.0551508	.0001836	-300.39	0.000	-.0555107	-.054791	
cohort_1988	-.0825494	.0002101	-392.96	0.000	-.0829612	-.0821377	
cohort_1993	-.127493	.0002489	-512.17	0.000	-.1279809	-.1270051	
cohort_1998	-.1687362	.0003407	-495.20	0.000	-.1694041	-.1680684	
cohort_2003	-.1626395	.0007511	-216.54	0.000	-.1641116	-.1611674	
_cons	1.475789	.0002388	6180.20	0.000	1.475321	1.476257	

6.5.2 Identification des effets

Tel que démontré dans l'analyse descriptive, les coefficients des différents groupes d'âge soulignent un effet d'âge très clair. De 5 à 14 ans, les coefficients sont négatifs, mais en croissance. Cette augmentation se poursuit ensuite de 15 à 24 ans. Il est par la suite possible d'observer une légère décroissance de 25 à 39 ans.

Bien qu'ils soient tous significatifs, les coefficients des périodes flirtent largement avec l'effet nul et, malgré les apparences, les coefficients des cohortes aussi. En effet, en raison du problème de composition des cohortes mentionné précédemment, la droite associée aux effets de cohortes

semble refléter principalement l'effet d'âge. La première cohorte est effectivement composée uniquement d'adultes âgés de 35 à 39 ans. Il semble donc naturel que les coefficients y étant associés soient positifs. Par la suite, l'âge moyen associé aux cohortes suivantes diminue graduellement au fur et à mesure que la représentation des groupes d'âge plus jeunes augmente au sein de celles-ci. Considérant l'effet d'âge de 5 à 24 ans, cette tendance semble logique bien qu'elle ne fournisse que peu d'informations sur les réels effets dictant l'évolution de la distance moyenne des déplacements à Montréal.

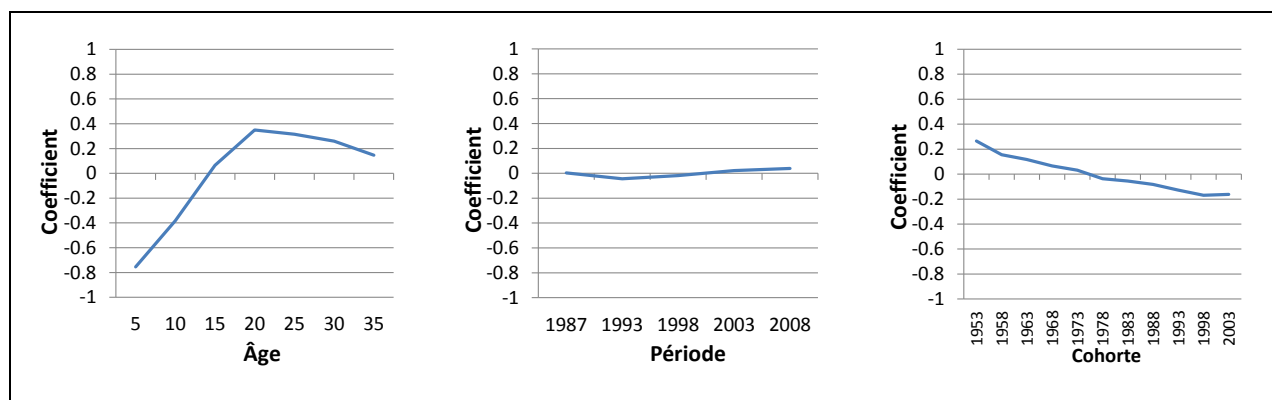


Figure 6-9. Effets APC pour la modélisation des distances moyennes de déplacements

6.5.3 Ajustement et répartition des erreurs

L'ajustement des données simulées par rapport aux observations semble respectable pour la plupart des groupes d'âge. De 10 à 39 ans, les écarts du modèle en matière de distance se situent entre 2,2 % et -5,2 % du kilométrage moyen observé. Par contre, les écarts sont plus importants pour le groupe d'âge des 5-9 ans lors de certaines périodes. En 1987, il est effectivement possible d'observer une différence de près de 15 % entre la distance moyenne des déplacements modélisés et celle observée au sein des données traitées. En 2003, la distance moyenne simulée est quant à elle inférieure de plus de 10 % par rapport à la distance réelle.

À ce sujet, il est important de mentionner qu'il est normal qu'en termes relatifs, les écarts soient généralement plus importants pour les groupes d'âge les plus jeunes pour ce type d'indicateurs. En effet, la distance moyenne parcourue par les enfants étant plus courte que celle des groupes d'âge plus élevés, un même écart en distance a naturellement plus de poids pour les jeunes que pour les adultes. Les mauvaises performances attribuées au plus jeune groupe d'âge, bien qu'elles soient tout à fait réelles, ne se distinguent pas autant que les écarts déjà présentés laissent croire.

Ainsi, les écarts relatifs importants soulignés précédemment se traduisent par des différences de 0,42 km et -0,27 km en comparaison aux données observées. Sous cet angle, c'est donc plutôt la période 1987 en entier qui semble problématique avec ses écarts de 0,42 km, -0,33 km et -0,36 km pour différentes tranches d'âge. En moyenne, les écarts rétrécissent ensuite d'une période à l'autre jusqu'en 2008, où la simulation semble offrir ses meilleures performances.

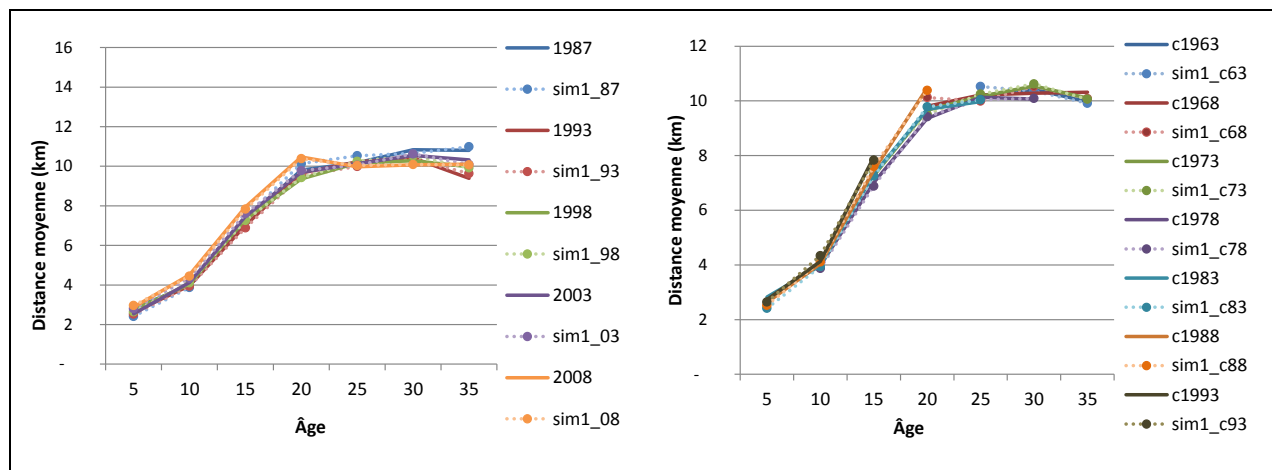


Figure 6-10. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (Dmoy)

La distribution des écarts entre les données simulées et observées démontre toutefois que ce modèle doit être raffiné malgré ses performances respectables lorsque les données sont agrégées en regroupements d'âges, de périodes et de cohortes. D'abord, cette distribution ne correspond pas à une distribution normale, celle-ci étant notamment décentrée du côté positif (surestimation des distances). La distribution géographique de ces mêmes écarts dénote aussi la présence d'hétéroscédasticité (c.-à.-d. lorsque différentes tendances peuvent expliquer la variance de sous-groupes de la population étudiée). Ce phénomène se traduit ici par une large surestimation de la distance moyenne des déplacements au sein de concentrations urbaines éloignées du centre-ville de Montréal. Ainsi, les régions de Saint-Jérôme, de Saint-Jean-sur-Richelieu et de Vaudreuil-Dorion sont caractérisées par des écarts moyens de plus de 350 % entre les distances simulées par le modèle et les distances réelles (Figure 6-11).

Ceci peut notamment s'expliquer par l'utilisation de la variable *dcv* comme proxy pour caractériser l'environnement dans le processus de modélisation. Celle-ci repose sur l'hypothèse voulant que la GRM soit une agglomération parfaitement concentrique en matière de générateurs de déplacements. Bien que Montréal réponde généralement à cette règle, les villes soulignées précédemment semblent être de taille suffisante pour générer par elles-mêmes une proportion

importante des déplacements exécutés dans leur région respective. L'utilisation de variables différentes pour représenter l'environnement permettrait sans doute d'atténuer cette faiblesse du modèle *Dmoy*.

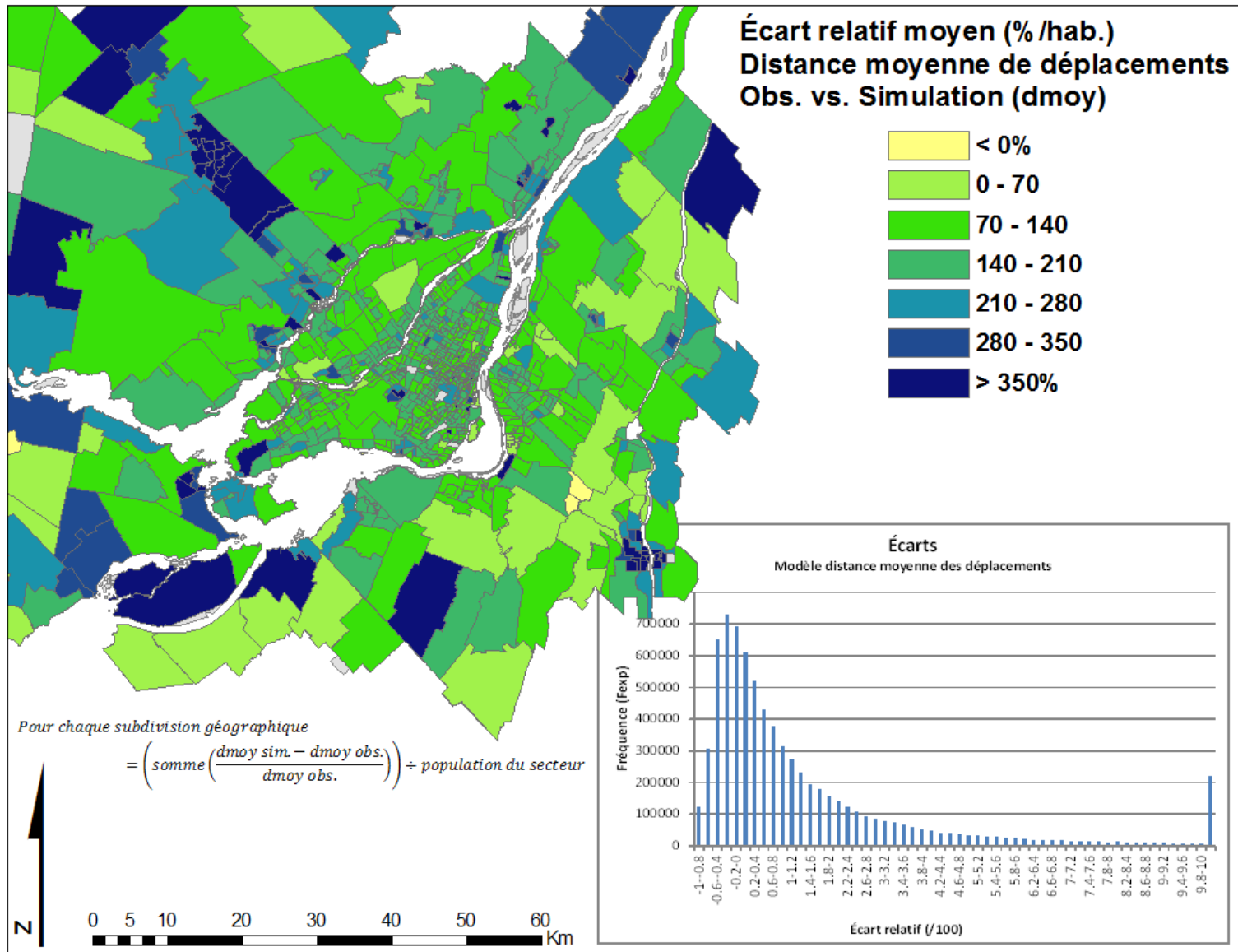


Figure 6-11. Analyse des écarts, simulation de la distance moyenne des déplacements

6.6 Analyse du nombre moyen de déplacements

Quelques éléments concernant le nombre moyen de déplacements peuvent être tirés de l'analyse descriptive développée au cours du Chapitre 4. Premièrement, les données d'enquêtes traitées indiquent une baisse généralisée du nombre moyen de déplacements complétés quotidiennement. Cette tendance pourrait être due à une combinaison d'un effet d'âge (en croissance en fonction du vieillissement) et d'un effet de cohorte à l'origine d'une petite décroissance des valeurs de la variable étudiée d'une génération à l'autre. Cet indicateur n'a pas été traité dans la revue de littérature.

6.6.1 Définition du modèle

Bien que l'indicateur considéré soit le nombre moyen de déplacements par individu, la variable modélisée est en réalité le nombre de déplacements enregistrés dans les données d'enquêtes. Le nombre moyen de déplacements par individu pour une journée moyenne de semaine est ensuite calculé en agrégeant les données en fonction des caractéristiques APC de la population traitée.

La première variable explicative considérée est la distance moyenne des déplacements réalisés. Le coefficient associé à cette variable est inférieur à zéro. Ceci indique donc qu'une augmentation de la distance moyenne de déplacement contribuerait à diminuer le nombre de déplacements exécutés par personne chaque jour.

Les deux variables suivantes signalent l'utilisation, pour au moins un des déplacements effectués, du mode AP ou de la marche. Elles ont toutes deux un effet positif sur le nombre de déplacements modélisés, mais leurs effets sont d'un ordre de grandeur différent par rapport aux autres modes. La marche et l'auto passager, deux modes n'étant pas limités par un horaire de service, offrent une flexibilité dont ne jouissent pas les utilisateurs du mode Bus (dont l'effet est négatif). Le mode Vélo semble avoir un effet se rapprochant de celui de la marche, mais, les parts modales de ce mode étant particulièrement minces, celui-ci affecte considérablement moins la déviance du modèle que ne le font la marche et le covoiturage.

La variable *motor* est, elle aussi, associée à un coefficient positif tandis qu'une augmentation de l'âge moyen des membres d'un ménage (*amoylogi*) impliquerait une diminution du nombre de déplacements effectué par personne.

Tableau 6-6. Extrait des spécifications du modèle Nodeplac telles que produites par Stata

```

Intrinsic estimator of APC effects
Optimization      : MQL Fisher scoring
                   (IRLS EIM)
Deviance          = 1405277610
Pearson           = 1405277610

No. of obs       = 7.71e+08
Residual df      = 7.71e+08
Scale parameter  = 1
(1/df) Deviance  = 1.821803
(1/df) Pearson   = 1.821803

Variance function: V(u) = 1
Link function      : g(u) = ln(u)

[Gaussian]
[Log]

AIC               = .
Deviance          = .
BIC               = -1.44e+10

```

nodeplac	EIM					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
dmy	-.0065706	2.12e-06	-3097.09	0.000	-.0065748	-.0065664
ap	.223227	.0000395	5649.60	0.000	.2231496	.2233045
pied	.24803	.0000442	5606.94	0.000	.2479433	.2481167
tcbs	.001467	.0000406	36.15	0.000	.0013875	.0015465
motor	.0966249	.0000336	2873.66	0.000	.096559	.0966908
amoylogi	-.0058824	2.32e-06	-2534.22	0.000	-.0058869	-.0058778
age_5	-.1477365	.0000511	-2888.96	0.000	-.1478368	-.1476363
age_10	-.1247619	.0000473	-2639.02	0.000	-.1248545	-.1246692
age_15	-.0353159	.0000492	-717.82	0.000	-.0354124	-.0352195
age_20	.0187756	.0000461	407.32	0.000	.0186853	.018866
age_25	.0527255	.000042	1254.72	0.000	.0526432	.0528079
age_30	.0963212	.0000392	2457.36	0.000	.0962444	.0963981
age_35	.1399919	.0000392	3569.60	0.000	.1399151	.1400688
period_1988	-.0120872	.0000351	-344.40	0.000	-.0121559	-.0120184
period_1993	.0833018	.0000326	2553.60	0.000	.0832379	.0833657
period_1998	.0171681	.0000344	499.07	0.000	.0171006	.0172355
period_2003	-.0362566	.0000354	-1025.12	0.000	-.0363259	-.0361873
period_2008	-.0521261	.0000384	-1356.07	0.000	-.0522015	-.0520508
cohort_1953	.015098	.0000829	182.07	0.000	.0149355	.0152605
cohort_1958	.0509618	.0000578	882.19	0.000	.0508486	.0510751
cohort_1963	.0526478	.0000507	1037.45	0.000	.0525484	.0527473
cohort_1968	.0529816	.0000497	1066.02	0.000	.0528842	.053079
cohort_1973	.0460447	.000048	959.92	0.000	.0459507	.0461387
cohort_1978	.0430309	.000051	844.04	0.000	.042931	.0431309
cohort_1983	.0255617	.00005	511.53	0.000	.0254637	.0256596
cohort_1988	-.003488	.0000553	-63.08	0.000	-.0035964	-.0033796
cohort_1993	-.0354057	.0000596	-594.06	0.000	-.0355225	-.0352888
cohort_1998	-.0979703	.0000706	-1388.66	0.000	-.0981086	-.097832
cohort_2003	-.1494627	.0001291	-1157.64	0.000	-.1497157	-.1492096
_cons	1.059984	.0000755	1.4e+04	0.000	1.059836	1.060132

Finalement, il est extrêmement intéressant de souligner la faiblesse des effets liés aux variables de densités. Des six modèles développés dans cette étude, celui illustrant le nombre de déplacements effectués par individu est, de loin, le modèle étant le moins influencé par la densité de population : leurs coefficients frisent le 0, étant compris entre -0,02 et 0,01 selon la variable de densité testée.

6.6.2 Identification des effets

Les coefficients liés aux périodes et aux cohortes illustrent la faiblesse des impacts qu'ont ces variables sur le phénomène étudié. Ils s'écartent effectivement très peu de l'hypothèse nulle avec leurs coefficients évalués entre -0,14 et 0,13. Un effet d'âge semble tout de même influencer quelque peu les déplacements exécutés. Les coefficients semblent identifier une association négative entre les jeunes de 5 à 19 ans et le nombre de déplacements réalisés. À partir de 20 ans, les coefficients croissent ensuite graduellement jusqu'à 39 ans. Finalement, le changement de méthodologie d'enquête en 1993 (voir section 4.1.3) transparaît clairement dans les coefficients de périodes estimés pour le modèle.

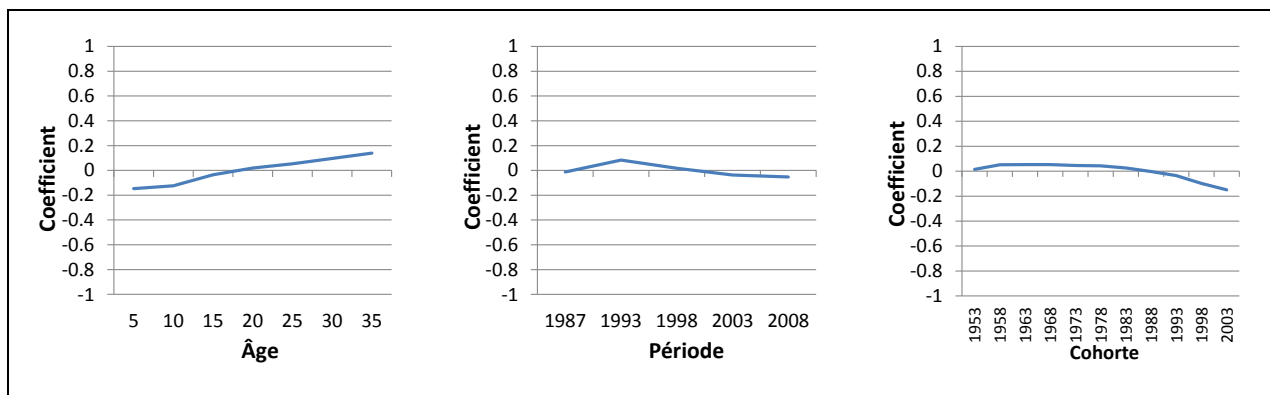


Figure 6-12. Illustration des effets APC pour la modélisation du nombre de déplacements

6.6.3 Ajustement et répartition des erreurs

Encore une fois, la méthode de l'estimateur intrinsèque de la modélisation APC permet de reproduire assez fidèlement l'ensemble de données original une fois ces dernières agrégées en regroupements d'âge, de périodes et de cohortes. Les écarts se situent entre 4 % (ou 0,09 déplacement pour les 5-9 ans en 1987) et -2,9 % (ou -0,08 déplacement pour les 35-39 ans en 2008). Les résultats associés à la période 2008 semblent légèrement moins performants que ceux des autres périodes.

La distribution des écarts entre les données observées et modélisées démontre que le modèle *nodeplac* offre de piètres performances, et ce, malgré les résultats illustrés par la Figure 6-13. Le profil de la courbe formée par ces écarts et le fait qu'elle soit légèrement décentrée du côté de la surestimation du nombre de déplacements parcourus indiquent que les variables exploitées n'expliquent pas totalement le phénomène modélisé. Contrairement au modèle précédent (*Dmoy*),

il ne semble toutefois pas y avoir de problème majeur d'hétéroscédasticité lié au territoire (Figure 6-14). L'absence de variable dite « territoriale » atténue probablement les risques d'obtenir un tel type d'hétéroscédasticité.

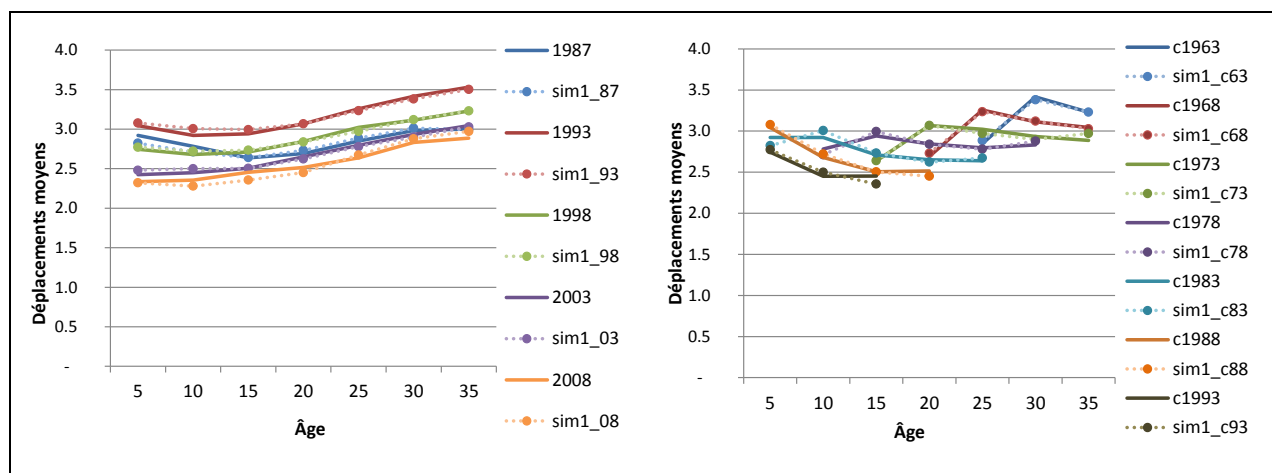


Figure 6-13. Comparaison des données réelles à la simulation 1 (nodeplac)

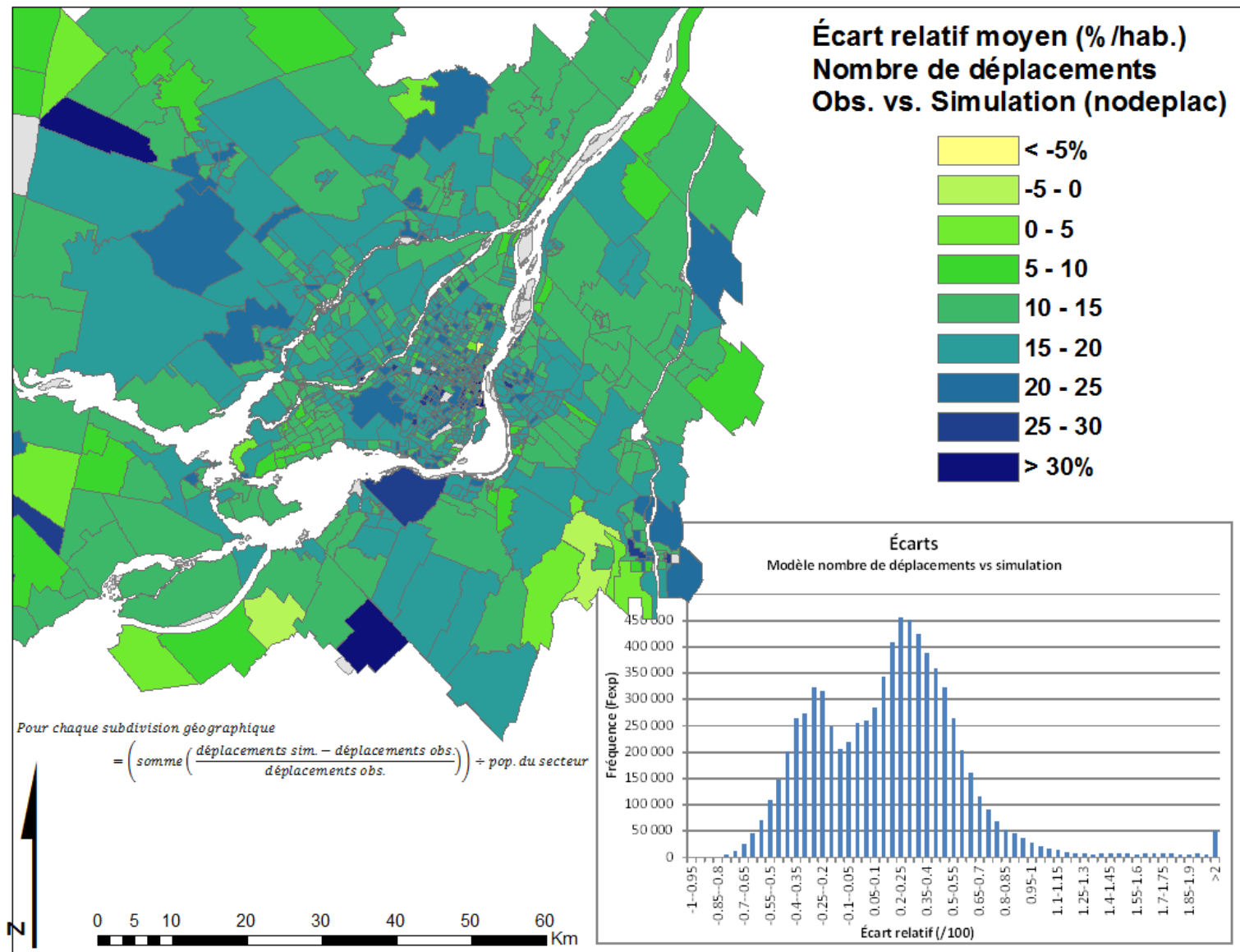


Figure 6-14. Analyse des écarts, simulation du nombre de déplacements

6.7 Discussion

6.7.1 Choix modal et développement

Lorsque fut défini l'effet d'âge, au cours de la revue de littérature (section 2.4.1), le concept de cycle de vie a été introduit. Ce concept s'avère particulièrement utile dans l'analyse de l'évolution des comportements de mobilité des ménages et des individus. Dans ces analyses, l'enfant y est généralement considéré comme un simple facteur modifiant le profil de déplacement des autres membres du ménage (Kitamura, 2009) comme si l'enfant n'était pas, en soi, un sujet d'étude pertinent. Cette portion de la discussion tente de remédier à cela en définissant trois grandes phases dans le développement des enfants en tant qu'utilisateurs des réseaux de transports de la GRM. Celles-ci ont évidemment été définies en fonction des résultats présentés antérieurement.

6.7.1.1 La dépendance (5 à 9 ans)

La première phase rassemble les enfants fréquentant la maternelle jusqu'à la 4^e année de l'école primaire. Cette phase, comme son nom l'indique, est associée à une période de profonde dépendance en matière de déplacements. C'est effectivement chez les enfants de 5 à 9 ans qu'on observe les plus forts effets positifs quant à la probabilité d'effectuer des déplacements en covoiturage, mode permettant de protéger l'enfant qui l'utilise (au détriment des autres), mais limitant fortement ses occasions d'apprentissage. Un effet positif est aussi associé aux jeunes composant ce groupe par le modèle Marche. Cet effet pourrait être attribué au processus d'acquisition de l'indépendance si important pour le développement de l'enfant (Hillman et al., 1990). C'est au cours de cette phase qu'il se familiariserait avec les opportunités, mais aussi avec les règles et les dangers du réseau routier. Il semble ainsi parfaitement logique que l'effet d'âge estimé pour le mode Vélo soit quant à lui négatif. Celui-ci nécessitant une certaine période d'apprentissage, il semble sans doute raisonnable pour les parents de s'assurer que leurs enfants soient en mesure de gérer leurs déplacements à pied avant d'ajouter un niveau de difficulté. Ce groupe est aussi associé à des effets d'âge négatif en matière d'utilisation du mode Bus, de la distance moyenne des déplacements et du nombre de déplacements exécutés ce qui semble parfaitement cohérent avec la phase de dépendance.

6.7.1.2 L'autonomie « active » (10 à 14 ans)

C'est au cours de la seconde phase du développement des enfants en transport que leur besoin d'autonomie commence réellement à se manifester. Bien que les 10-14 ans soient toujours fortement associés au mode AP, le coefficient d'âge est bien inférieur à celui estimé pour le groupe précédent. Cette diminution s'effectue principalement au profit des deux modes offrant une certaine autonomie tout en limitant naturellement le territoire accessible aux jeunes : les modes actifs. Jamais, au cours de leur enfance (ou de leur vie, pour la majorité d'entre eux), la probabilité qu'ils exploitent les modes actifs pour effectuer leurs déplacements ne sera aussi élevée. Ce groupe d'âge est maintenant rompu aux techniques nécessaires pour contrôler une bicyclette tout en ayant développé, au cours de la période précédente, les aptitudes pour évoluer sécuritairement sur les routes. Leurs parents ressentent probablement moins le besoin de superviser l'ensemble de leurs déplacements, ce qui explique aussi le coefficient positif de ce groupe d'âge pour le modèle Bus. Le fait que cette population soit caractérisée par des effets d'âge négatif pour le nombre ou la distance des déplacements indique toutefois que le relâchement apparemment projeté par les parents a tout de même ses limites géographiques.

6.7.1.3 L'émancipation motorisée (15 à 19 ans)

Cette phase est ponctuée d'un événement qui changera à tout jamais la relation que la majorité des jeunes entretiennent par rapport à leur environnement: l'acquisition du permis de conduire à l'âge de 16 ans. Cela se traduit par une diminution importante de l'effet d'âge associé aux modes non motorisés, mais aussi au mode AP bien que ce dernier soit toujours au-dessus de l'effet nul. Pour les adolescents en quête d'autonomie, mais n'ayant pas nécessairement les moyens ou un intérêt particulier pour l'automobile, l'autobus représente une option privilégiée comme l'indique le coefficient positif estimé par le modèle Bus pour ce groupe. Nombreux sont ceux qui choisiront cette option, car aucun des autres groupes modélisés n'atteindra des probabilités aussi élevées en lien avec ce mode. Naturellement, c'est pour les 15-19 ans que le premier effet d'âge positif associé aux distances moyennes de déplacement est estimé. Finalement, l'effet de ce groupe d'âge sur le nombre de déplacements est toujours négatif, mais en croissance. Différentes hypothèses pourraient expliquer cela. Une d'entre elles pourrait être liée au contrôle que les parents tentent toujours d'exercer sur leurs enfants.

Ces trois grandes phases du développement des enfants semblent actuellement valides, mais l'analyse conjointe des effets APC et des données OD permet d'identifier certaines tendances qui portent à croire que ces phases sont en cours de modification. Bien que l'effet global de la période 2008 du mode AP soit négatif, l'évolution des parts modales entre 1987 et 2008 chez les jeunes de 5 à 19 ans pour ce mode en particulier est en croissance rapide. Les larges coefficients positifs associés aux cohortes de 1993, 1998 et 2008 sont cohérents avec cette tendance.

Parallèlement, les coefficients estimés pour les cohortes de 1993 à 2003 (celles-ci étant donc composées des jeunes de 5 à 19 ans) par les modèles Marche et Vélo identifient des effets négatifs quant à la probabilité d'utiliser ces modes de transport pour effectuer leurs déplacements. Par ailleurs, les parts modales observées pour ces deux modes de transport sont en déclin, particulièrement chez les enfants de 5 à 14 ans. La marche et le vélo étant particulièrement associés à la phase d'autonomie « active », tout porte donc à croire que cette seconde phase est destinée à disparaître au profit de la phase de dépendance si ces tendances se confirment au cours des prochaines années.

6.7.2 Environnement urbain

Afin d'aborder cette portion de la discussion avec une certaine rigueur, il est important de mentionner que les variables caractérisant la densité de population (*dens1* à *dens6*) agissent comme un proxy rassemblant différentes caractéristiques d'un milieu urbain qui, à leur tour, peuvent contribuer à altérer les habitudes de déplacements de la population. Indirectement, c'est donc la densité de population qui permet de rentabiliser la présence de différentes infrastructures telles que des trottoirs, des traverses piétonnes, des feux de signalisation adaptés aux besoins des utilisateurs du réseau viaire, des stationnements à vélo, des pistes cyclables, etc. Elle permet aussi d'assurer une masse critique d'utilisateurs qui justifie l'existence ou la qualité (en matière de fréquence de service) de différentes options de transport telles qu'un réseau d'autobus, un métro ou un système de bicyclette en libre-service. Enfin, la densité de population est généralement associée à une structure bien spécifique du tissu urbain : de petits îlots, une trame urbaine perméable et une forte densité de destinations potentielles en sont certains des principaux traits marquants. Il serait donc faux d'affirmer que la densité de population génère des habitudes de transport précises. Cet indicateur est toutefois associé à plusieurs composantes de

l'environnement urbain qui, elles, encouragent et/ou dissuadent certains comportements, notamment en matière de transport.

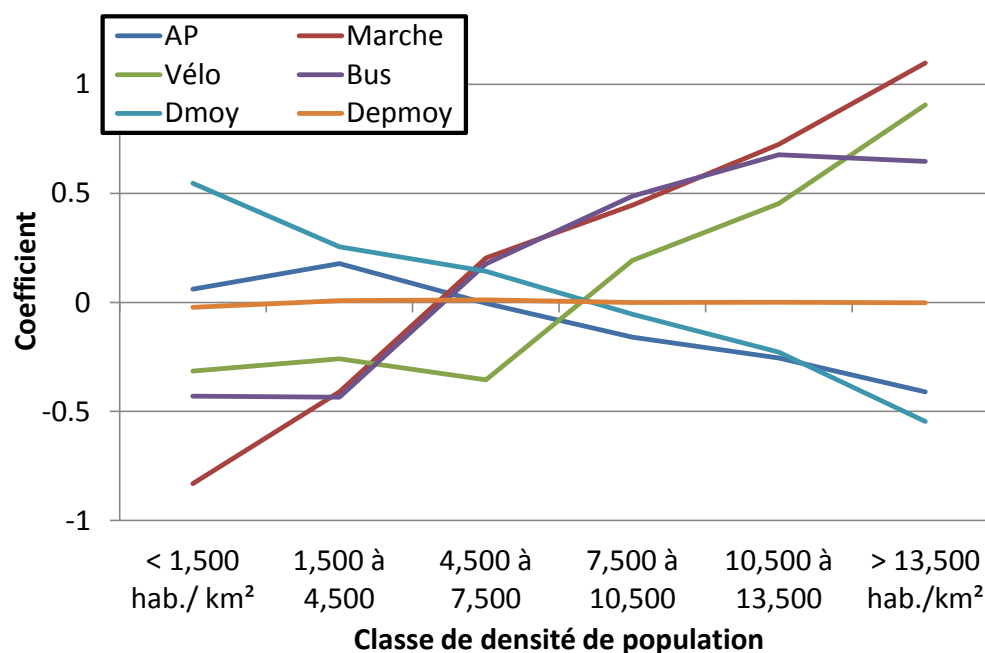
Du côté des enfants, la littérature ne laisse planer aucun doute. Certaines habitudes en matière de mobilité devraient être encouragées au profit des tendances telles qu'elles se dessinent actuellement (section 6.7.1). Une somme toujours plus imposante d'ouvrages et d'articles s'accordent ainsi pour vanter les bénéfices des transports actifs sur le développement et sur la santé des enfants (section 2.2). Or, existe-t-il un type d'environnement permettant de maximiser ces habitudes de déplacements chez les jeunes et serait-il possible de l'identifier? L'analyse des coefficients estimés pour chacun des niveaux de densité de population par rapport aux 6 variables dépendantes traitées dans ce chapitre pourrait contribuer à fournir une partie de la réponse à cette question. À titre informatif, les densités de population utilisées dans ce travail ont été calculées à l'aide des données OD 2008 à partir de superficies brutes de territoire.

6.7.2.1 Densités seuils, planchers et plafonds

Pour certaines raisons expliquées dans la section 3.2.3, les classes de densités exploitées dans le processus de modélisation sont extrêmement larges. Cela limite largement les analyses pouvant être réalisées sur la relation qui existe entre les 6 phénomènes étudiés et leur environnement (par le biais de la densité de population). Un plus grand nombre de classes (plus petites) aurait permis d'enrichir considérablement l'examen de cette interaction. Malgré tout, il est intéressant d'observer les différentes courbes formées par les coefficients de densités en regard de l'utilisation des 4 modes traités, de la distance moyenne des déplacements et du nombre moyen de déplacements exécutés par les résidents de 5 à 39 ans de la GRM.

Le premier élément pouvant être tiré du Graphique 6-1 concerne le niveau de densité, pour chaque indicateur évalué, sous lequel aucun effet négatif supplémentaire ne peut être observé. Pour le mode Vélo, par exemple, cet effet « plancher » transparaît dans les classes de densité inférieures à 7 500 hab./km², ce qui correspond au territoire de l'ensemble de la GRM à l'exception de quelques arrondissements centraux de l'île de Montréal. Pour les transports collectifs (mode BUS), ce plancher se manifeste dès 4 500 hab./km², ce qui indique qu'un milieu ayant une densité de population inférieure à ce niveau offre peu de caractéristiques propices à l'utilisation (ou à l'implantation) de cette alternative de transport dans le grand Montréal.

Graphique 6-1. Coefficients des variables de densité



Le phénomène inverse peut aussi être observé. Dans le cas du mode bus, l'effet positif maximal semble être atteint dès la cinquième classe de densité (*dens5*). Celui-ci doit sans doute être attribué aux déplacements en transport collectif publics plutôt qu'à ceux exécutés en autobus scolaire. Un certain effet plafond semble aussi pouvoir être observé pour le mode AP. Bien qu'il soit moins clair que celui attribué au mode Bus, celui-ci semble indiquer que peu d'effets positifs supplémentaires doivent être attendus pour l'utilisation de ce mode au sein de territoires ayant moins de 4 500 hab./km² (*dens1* et *dens2*).

La relation du mode Marche, du nombre de déplacements exécutés (*Depmoy*) et de leur distance moyenne (*Dmoy*) par rapport à l'environnement ne laisse quant à elle planer aucune ambiguïté. L'effet associé à la marche augmente graduellement avec l'augmentation de la densité de population. Par ailleurs, il est intéressant d'observer les effets pratiquement identiques entre les modes Marche et Bus pour les catégories de densité 2 à 5. Ceci semble confirmer une fois de plus la grande complémentarité de ces deux options de mobilité. Du côté du modèle *Depmoy*, les effets estimés indiquent clairement que le type d'environnement n'influence aucunement le nombre de déplacements réalisés quotidiennement. Finalement, les modélisations permettent de souligner que l'augmentation de la densité de population de la GRM semble affecter

considérablement la distance moyenne des déplacements réalisés. Ces différents éléments s'inscrivent dans la lignée de la littérature portant sur ces sujets respectifs.

CONCLUSION

Plusieurs étapes ont mené à la conclusion de ce mémoire. Dans un premier temps, les données issues des enquêtes OD de 1987 à 2008 ont été exploitées dans la réalisation d'une analyse descriptive des déplacements des enfants. Par la suite, deux bases de données sur les inscriptions scolaires permirent d'étudier la relation entre le lieu de domicile des étudiants de la GRM et leur établissement scolaire. Enfin, un processus d'analyse APC(C) fut développé, cette fois encore, à l'aide de données OD.

À première vue, les conclusions de cette étude semblent paradoxales. Du côté des enfants (5-19 ans), les modèles développés semblent identifier une baisse notable des parts modales des modes actifs entre 1987 et 2008 alors que la popularité de l'accompagnement automobile a presque doublé. Ceci aurait pour effet de retarder le développement de l'indépendance des enfants avec toutes les problématiques que cela engendre (voir Chapitre 2). Chez les adultes (20-39 ans), les modèles identifient toutefois de légères augmentations des parts modales associées aux modes de transport actifs et collectifs, ce qui laisse présager une certaine ouverture vers ces alternatives de transport dans le futur.

La littérature ne cesse de souligner l'importance de la perception de l'environnement par les adultes sur les options de mobilité qu'ils choisissent pour leurs enfants. Or, cette perception serait largement influencée par la relation qu'ils entretiennent avec cet environnement. Considérant les gains réalisés au niveau des transports alternatifs chez les adultes, serions-nous en droit d'espérer que ces améliorations se traduisent par un renversement rapide des tendances actuellement observées auprès des enfants?

À court terme, ce ne sera probablement pas le cas. Les gains réalisés auprès des adultes sont actuellement extrêmement limités et ils s'ajoutent à des parts modales infimes. En réalité, celles des transports actifs chez les adultes sont toujours de 2 à 3 fois inférieures à celles des enfants, et ce, même si ces dernières ont diminué de près de 20 % en 20 ans. Les gains ne seront donc pas si aisés à générer, et devront nécessairement surgir d'approches différentes de celles qui nous forcent aujourd'hui à nous pencher sur cette problématique. Un changement de mentalité dans notre relation au territoire semble nécessaire.

Contributions

Trois principales contributions peuvent être attribuées à ce projet. Premièrement, cette étude constitue une introduction digeste à la modélisation Âge-Période-Cohorte-Caractéristique. Les grands concepts derrière cette approche y sont vulgarisés et une méthodologie, bien qu'imparfaite, y est proposée de façon à ce que quiconque désire produire rapidement et simplement ses propres analyses APC(C) puisse le faire. En soit, ce volet justifie ce travail considérant le potentiel de cette approche et les travaux déjà entamés au sein de la Chaire Mobilité sur le sujet.

Deuxièmement, l'approche APC(C) dans le cadre d'une analyse des comportements de mobilité des enfants est, sauf erreur, inédite. Comme souligné dans la revue de littérature, les rares études ayant adopté une approche statistique dans ce domaine se sont tournées vers des régressions linéaires ou logistiques. Le modèle adopté dans ce mémoire permet, à la fois, d'obtenir un portrait de l'évolution des habitudes de mobilité des jeunes sur une vingtaine d'années, mais tente aussi d'identifier les facteurs impliqués dans ce processus. En contrôlant notamment pour les effets de cohortes et de période (et de certains autres phénomènes par l'utilisation de variables explicatives), l'approche APC permet d'isoler l'effet d'âge et ainsi d'en clarifier l'influence. C'est ce dernier point qui différencie particulièrement cette étude de l'approche majoritairement descriptive régulièrement rencontrée dans la littérature existante.

De nature plus philosophique que technique, la troisième contribution émane plus particulièrement de l'étude sur l'éloignement scolaire présentée tout au long du Chapitre 5. Dans cette section, le premier objectif est de prouver que l'enfant n'est pas qu'une variable à ajouter dans la prévision des comportements de mobilité de la population. Il s'agit en fait d'un utilisateur des réseaux à part entière et, en tant que tel, il mérite tout autant que les autres types d'utilisateurs que les planificateurs, aménagistes et ingénieurs s'attardent à leurs besoins en matière d'infrastructures, mais aussi à leurs impacts sur les réseaux. Si cette étude contribue un tant soit peu à recadrer le rôle des enfants sur les réseaux de transport, ça représentera sans doute une grande réussite.

Un second objectif de cette même section est encore beaucoup plus large. Il s'agit de remettre en perspective les leviers déjà à notre disposition pour assainir les conditions dans lesquelles s'effectuent, chaque jour, les déplacements des Montréalais. L'analyse du choix scolaire n'est en

quelque sorte qu'un prétexte pour souligner qu'il existe bel et bien des façons de rationaliser nos besoins en matière de transport. L'amélioration tant souhaitée de conditions de circulation ne passe donc pas nécessairement par de grands projets d'infrastructures. Encore une fois, si cette étude permet de convaincre quelques personnes de l'importance de cette approche, ce sera, du moins aux yeux de l'auteur, une contribution très importante.

Limites

Les limites associées à ce projet touchent différents aspects. D'abord, la modélisation Âge-Période-Cohorte est elle-même à l'origine de plusieurs problèmes. Tout au long de cette étude, plusieurs d'entre eux ont été abordés. Il y évidemment la problématique d'identification et le biais de sélection traités au sein des sections 2.4.2.1 et 2.4.2.2 respectivement. Lors de l'analyse des effets, un troisième élément s'est avéré problématique, soit la composition des cohortes en fonction des données disponibles. Cette particularité du regroupement des données sous forme de cohorte est plus particulièrement traitée dans la section 6.2.2.

Ensuite, les variables exploitées dans ce processus de modélisation sont parfois pauvres en valeur explicative. D'abord, les variables dites « environnementales » (*dcv* et *dens1-6*) ne sont que de vagues proxys utilisés pour représenter l'influence très complexe qu'exerce l'aménagement sur les comportements de transport des gens. La variable *dcv* repose sur l'hypothèse selon laquelle la GRM est une région métropolitaine parfaitement concentrique. En réalité, ce n'est évidemment pas le cas et, même si ça l'était, cette variable ne permettrait pas d'identifier précisément quelles particularités de l'aménagement associées à un ensemble urbain situé à une certaine distance du centre-ville influencent les habitudes de transport de la population. Cette faiblesse est tout autant associée aux variables de densité. Elles n'ont aucun pouvoir explicatif spécifique, mais elles permettent tout de même d'identifier la présence « d'enclaves urbaines » au sein de secteurs périphériques.

Concernant ces classes de densité, l'importance de leur amplitude a l'avantage de dresser un portrait relativement stable de la GRM au niveau de l'occupation du sol entre 1987 et 2008. L'effet pervers de cette approche est qu'elle rend l'analyse des coefficients générés plutôt pauvre. Cet élément est d'autant plus dommage qu'une telle analyse aurait été particulièrement intéressante considérant les phénomènes soulignés dans la section 6.7.2.1.

Une troisième variable n'aurait probablement pas dû faire partie du processus de modélisation : l'âge moyen des membres du ménage (*amoylogi*). Cette tentative simpliste de représenter différents types de ménages sous-entend, par exemple, que les membres d'un logis composé de deux adultes âgés de 25 ans ont le même type de comportement en matière de mobilité qu'une famille constituée d'un adulte de 40 ans et de son enfant de 10 ans. Bien entendu, une telle hypothèse est nécessairement fausse.

Par ailleurs, l'utilisation de variables représentant le mode de transport utilisé (*ap*, *pied*, *bike*, *tcbs*) s'avère problématique dans les modélisations de distances moyennes de déplacement et de nombre de déplacements. En les considérant dans le processus de modélisation, elles améliorent considérablement la qualité des données simulées. Par contre, ces variables comportementales affaiblissent considérablement le potentiel de projection des modèles développés. À titre d'exemple, la modélisation de la distance moyenne des déplacements dans ce travail intègre une variable de mode (*pied*). Or, cette variable explicative (*pied*) devrait être, elle aussi, projetée avant d'être utilisée dans le modèle de projection de la distance de déplacement. Le problème est que la variable critique pour la prévision d'un mode de déplacement est justement la distance de celui-ci. Sans cette variable, la modélisation de choix modaux est autrement plus complexe ce qui rend la projection très laborieuse.

Deux derniers éléments doivent être considérés comme d'importantes limites dans cette étude. D'abord, elle n'a pas été réalisée sur un territoire constant. Le raisonnement derrière ce choix méthodologique est par ailleurs développé au début du Chapitre 4, et semble toujours, aux yeux de l'auteur, parfaitement valide. Par contre, cette décision aurait grandement bénéficié d'une analyse de sensibilité. Elle aurait contribué à documenter l'effet statistique qu'exerce ce choix méthodologique sur les modélisations produites et de souligner s'il est à l'origine d'erreurs plus importantes que les bénéfices qu'il peut apporter au processus. Sans une telle validation, ce choix méthodologique doit être considéré au sein des limites de ce travail.

Finalement, toutes les analyses comportant des mesures de distances dans cette étude ont été réalisées à partir de distances euclidiennes. Cette approche permet de simplifier grandement les manipulations réalisées, mais, cette fois encore, cette commodité s'est manifestée au détriment de la précision des résultats. Montréal étant une île, et le territoire de la GRM débordant largement des rives de cette dernière, le fleuve Saint-Laurent et les ponts destinés à le franchir jouent un

rôle majeur dans la mobilité quotidienne de la population. Ces points d'accès vers Montréal font en sorte qu'un équipement (une école, par exemple) peut sembler proche d'un domicile en considérant la distance euclidienne, alors que la distance réseau nécessaire pour l'atteindre est, en réalité, beaucoup plus importante. Idéalement, des mesures de distance réseau auraient été utilisées.

Perspectives

Dans une optique d'amélioration de la méthodologie exploitée, il existe évidemment beaucoup de potentiel du côté des variables à exploiter. Certains indicateurs environnementaux développés par Poliquin (2012) ont notamment les nets avantages de ne représenter qu'une seule composante de l'aménagement à la fois et d'être totalement désagrégés. Intégrés à un processus de modélisation APC(C), ils contribueraient sans aucun doute à approfondir considérablement notre compréhension de l'influence de l'aménagement sur les habitudes de transport des gens. Le même commentaire pourrait être appliqué aux indicateurs caractérisant les ménages.

En raison de l'aspect longitudinal des analyses APC(C), il est probable que les besoins en données soient trop importants pour exploiter convenablement des indicateurs si précis. Dans l'éventualité où des variables issues de données agrégées (telles que la densité de population par unité de territoire) doivent toujours être exploitées, il serait important de laisser tomber les limites administratives actuelles (arrondissements, secteurs et subdivisions de recensement, etc.) et de développer une nouvelle méthode de subdivision de la GRM. Celle-ci devrait d'abord être beaucoup plus fine que les subdivisions notées précédemment et la taille de ces nouveaux secteurs devrait être équivalente sur l'ensemble du territoire. Ainsi, il serait possible d'observer de fines concentrations de population (par exemple) au sein de territoires où celle-ci est pratiquement nulle (avec la méthode actuelle) notamment en raison de la présence de larges portions de terres agricoles ou de territoire simplement non développées.

Finalement, il serait particulièrement intéressant d'aborder le concept de transférabilité des comportements de transport de l'enfance vers l'âge adulte. De par ses qualités longitudinales et transversales, la modélisation APC risque d'être un outil efficace pour capter un tel phénomène. Ce type d'étude contribuerait notamment à identifier pour quelles raisons les habitudes de mobilité des jeunes changent aussi drastiquement de 15 à 25 ans. Mieux encore, il pourrait faire

la même chose pour ceux qui choisissent de rester utilisateurs de modes de transport alternatifs et ainsi aider les professionnels de l'aménagement et des transports à cibler les facteurs générant ces comportements.

RÉFÉRENCES

- Agence métropolitaine de transport. (2010). *Enquête Origine-Destination 2008: La mobilité des personnes dans la région de Montréal*. Montréal: AMT, STM, STL, RTL, AQTIM, MTQ.
- Armoogum, J., Madre, J.L., & Krakutovski, Z. (2002). Validation et amélioration de l'approche démographique de la mobilité urbaine.
- Bringolf-Isler, B., Grize, L., Mäder, U., Ruch, N., Sennhauser, F.H., & Braun-Fahrlander, C. (2008). Personal and environmental factors associated with active commuting to school in Switzerland. *Preventive Medicine*, 46(1), 67-73. doi: DOI: 10.1016/j.ypmed.2007.06.015
- Buliung, R.N., Mitra, R., & Faulkner, G. (2009). Active school transportation in the Greater Toronto Area, Canada: an exploration of trends in space and time (1986-2006). *Preventive Medicine*, 48(6), 507-512.
- Bussière, Y., Armoogum, J., & Madre, J.L. (1996). Vers la saturation? Une approche démographique de l'équipement des ménages en automobile dans trois régions urbaines. *Population (French Edition)*, 955-977.
- Bussière, Y., & Dallaire, Y. (1994). Étalement urbain et motorisation: où se situe Montréal par rapport à d'autres agglomération? *Cahiers de géographie du Québec*, 38(105).
- Cameron, C., Wolfe, R., & Craig, C. (2007). Physical activity and sport: Encouraging children to be active. *Ottawa, ON: Canadian Fitness and Lifestyle Research Institute*.
- Carstensen, B. (2007). Age-period-cohort models for the Lexis diagram. *Statistics in medicine*, 26(15), 3018-3045.
- Chapleau, R., Allard, B., Lavigueur, P., & Grondines, J. (1995). *Les nouvelles données de la mobilité des personnes sur la Communauté Urbaine de Montréal*. Communication présentée à 30e congrès de l'Association québécoise du transport et des routes, Hull.
- Cloutier, M.S., Bergeron, J., & Apparicio, P. (2010). Predictors of Parental Risk Perceptions: The Case of Child Pedestrian Injuries in School Context. *Risk Analysis*.
- Collins, D.C.A., & Kearns, R.A. (2001). The safe journeys of an enterprising school: negotiating landscapes of opportunity and risk. *Health & Place*, 7(4), 293-306.
- Cooper, A.R., Page, A.S., Foster, L.J., & Qahwaji, D. (2003). Commuting to school:: Are children who walk more physically active? *American Journal of Preventive Medicine*, 25(4), 273-276.
- Davison, K.K., Werder, J.L., & Lawson, C.T. (2008). Peer Reviewed: Children's Active Commuting to School: Current Knowledge and Future Directions. *Preventing chronic disease*, 5(3).
- DiGuseppi, C., Roberts, I., Li, L., & Allen, D. (1998). Determinants of car travel on daily journeys to school: cross sectional survey of primary school children. *Bmj*, 316(7142), 1426-1428.
- Doll, R. (2001). Cohort studies: History of the method I. prospective cohort studies. *Sozial- und Präventivmedizin/Social and Preventive Medicine*, 46(2), 75-86. doi: 10.1007/bf01299724

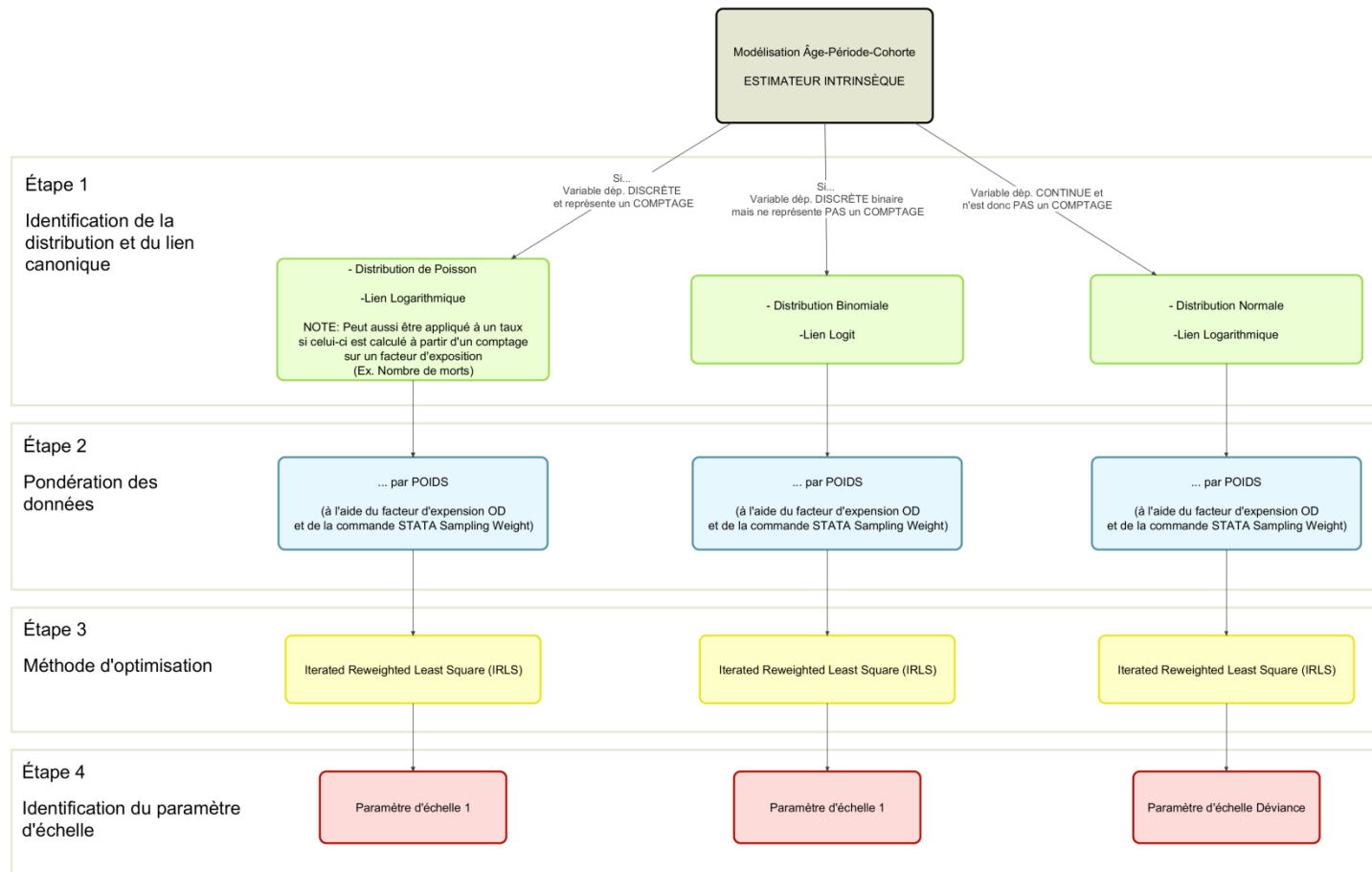
- Ewing, R., Schroeder, W., & Greene, W. (2004). School location and student travel analysis of factors affecting mode choice. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1895(-1), 55-63.
- Faulkner, G.E.J., Buliung, R.N., Flora, P.K., & Fusco, C. (2009). Active school transport, physical activity levels and body weight of children and youth: a systematic review. *Preventive Medicine*, 48(1), 3-8.
- Fotel, T., & Thomsen, T.U. (2004). The surveillance of children's mobility. *Surveillance & Society*, 1(4), 535-554.
- Frank, L.D., Andresen, M.A., & Schmid, T.L. (2004). Obesity relationships with community design, physical activity, and time spent in cars. *American journal of preventive medicine*, 27(2), 87-96.
- Fu, W.J. (2000). Ridge estimator in singular oesion with application to age-period-cohort analysis of disease rates. *Communications in statistics-Theory and Methods*, 29(2), 263-278.
- Glenn, N.D. (1976). Cohort analysts' futile quest: Statistical attempts to separate age, period and cohort effects. *American sociological review*, 41(5), 900-904.
- Glenn, N.D. (1977). *Cohort analysis* (1^e éd.). Beverly Hills, London: Sage Publications.
- Glenn, N.D. (2005). *Cohort analysis* (2^e éd.). Beverly Hills, London: Sage Publications.
- Grégoire, J. (2011). *Analyse évolutive des comportements de mobilité des personnes âgées*. (École Polytechnique de Montréal.)
- Heelan, K.A., Donnelly, J., Jacobsen, D., Mayo, M., Washburn, R., & Greene, L. (2005). Active commuting to and from school and BMI in elementary school children—preliminary data. *Child: Care, Health and Development*, 31(3), 341-349.
- Hillman, M., Adams, J., & Whitelegg, J. (1990). *One false move*: Policy Studies Institute London.
- Institut de la Statistique du Québec. (2012a, 7 mars 2012). Estimation de la population des régions administratives.
- Institut de la Statistique du Québec. (2012b, 10 avril). Taux de natalité, de mortalité et de nuptialité par région administrative.
- International Association for the Study of Obesity. (2012). Estimating the association between overweight and risk of disease. Tiré de <http://www.iaso.org/policy/healthimpactobesity/>
- Jensen, S.U., & Hummer, C.H. (2002). *Sikre skoleveje: En undersøgelse af børns trafiksikkerhed og transportvaner*: Danmarks Transportforskning.
- Keyes, K.M., & Li, G. (2012). Age–Period–Cohort Modeling
- Injury Research. Dans G. Li & S. P. Baker (Édit.), (p. 409-426): Springer US.
- Kitamura, R. (2009). Life-style and travel demand. *Transportation*, 36(6), 679-710.
- Kupper, L.L., Janis, J.M., Karmous, A., & Greenberg, B.G. (1985). Statistical age-period-cohort analysis: a review and critique. *Journal of chronic diseases*, 38(10), 811-830.

- Landsberg, B., Plachta-Danielzik, S., Much, D., Johannsen, M., Lange, D., & Müller, M.J. (2007). Associations between active commuting to school, fat mass and lifestyle factors in adolescents: the Kiel Obesity Prevention Study (KOPS). *European journal of clinical nutrition*, 62(6), 739-747.
- Larsen, K., Buliung, R., Faulkner, G., & Fusco, C. (2012). Is it safe? How does Safety Play a Role in a Child's Mode of Travel Between Home and School?
- Lewis, P., & Torres, J. (2010). Les parents et les déplacements entre la maison et l'école primaire: quelle place pour l'enfant dans la ville? *Générations*, 12, 44-64.
- Mackett, R., Brown, B., Gong, Y., Kitazawa, K., & Paskins, J. (2007). Children's independent movement in the local environment. *Built environment*, 33(4), 454-468.
- Mackett, R.L. (2001). Are we making our children car dependent. *Paper written for a lecture given at Trinity College Dublin, Ireland*.
- Mackett, R.L., Lucas, L., Paskins, J., & Turbin, J. (2002). *Health benefits of non-car travel by children*. Communication présentée à Conference on "School and Business Travel Plans" Hatfield.
- Mackett, R.L., Lucas, L., Paskins, J., & Turbin, J. (2004). The therapeutic value of children's everyday travel. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 39(2-3), 205-219. doi: DOI: 10.1016/j.tra.2004.09.003
- Mason, K.O., Mason, W.M., Winsborough, H.H., & Poole, W.K. (1973). Some methodological issues in cohort analysis of archival data. *American sociological review*, 242-258.
- Mason, W.M., & Wolfinger, N.H. (2001). Cohort analysis. *UC Los Angeles: California Center for Population Research*. Tiré de <http://escholarship.org/uc/item/8wc8v8cv>
- McDonald, N.C. (2005). *Children's travel: patterns and influences*. (UNIVERSITY OF CALIFORNIA.)
- McDonald, N.C. (2007). Active Transportation to School:: Trends Among US Schoolchildren, 1969-2001. *American Journal of Preventive Medicine*, 32(6), 509-516.
- McDonald, N.C. (2008). Children's mode choice for the school trip: the role of distance and school location in walking to school. *Transportation*, 35(1), 23-35.
- McMillan, T.E. (2007). The relative influence of urban form on a child's travel mode to school. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(1), 69-79.
- Merom, D., Tudor-Locke, C., Bauman, A., & Rissel, C. (2006). Active commuting to school among NSW primary school children: implications for public health. *Health & Place*, 12(4), 678-687.
- Metcalf, B., Voss, L., Jeffery, A., Perkins, J., & Wilkin, T. (2004). Physical activity cost of the school run: impact on schoolchildren of being driven to school (EarlyBird 22). *Bmj*, 329(7470), 832.
- Montminy, D. (2010). La protection du territoire agricole de la région métropolitaine de recensement (RMR) de Montréal dans un contexte d'étalement urbain.
- Morency, C., & Demers, M. (2010). Active transportation as a way to increase physical activity among children. *Child: Care, Health and Development*, 36(3), 421-427.

- Nakamura, T. (1986). Bayesian cohort models for general cohort table analyses. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 38(1), 353-370.
- Pabayo, R., & Gauvin, L. (2008). Proportions of students who use various modes of transportation to and from school in a representative population-based sample of children and adolescents, 1999. *Preventive Medicine*, 46(1), 63-66.
- Pabayo, R., Gauvin, L., Barnett, T.A., Morency, P., Nikiéma, B., & Séguin, L. (2011). Understanding the determinants of active transportation to school among children: Evidence of environmental injustice from the Quebec Longitudinal Study of Child Development. *Health & Place*.
- Pabayo, R., Gauvin, L., Barnett, T.A., Nikiema, B., & Seguin, L. (2010). Sustained Active Transportation is associated with a favorable body mass index trajectory across the early school years: Findings from the Quebec Longitudinal Study of Child Development birth cohort. *Preventive Medicine*, 50, S59-S64.
- Poliquin, É. (2012). *Mieux comprendre les déterminants du choix modal*. (École Polytechnique de Montréal.)
- Prezza, M., Piloni, S., Morabito, C., Sersante, C., Alparone, F.R., & Giuliani, M.V. (2001). The influence of psychosocial and environmental factors on children's independent mobility and relationship to peer frequentation. *Journal of community & applied social psychology*, 11(6), 435-450.
- Rissotto, A., & Tonucci, F. (2002). Freedom of movement and environmental knowledge in elementary school children. *Journal of environmental Psychology*, 22(1-2), 65-77.
- Rosenberg, D.E., Sallis, J.F., Conway, T.L., Cain, K.L., & McKenzie, T.L. (2006). Active transportation to school over 2 years in relation to weight status and physical activity. *Obesity*, 14(10), 1771-1776.
- Ryder, N.B. (1965). The cohort as a concept in the study of social change. *American sociological review*, 843-861.
- Sala, C.-A. (2009). Contribution du modèle Age-Période-Cohorte à l'étude de l'épizootie d'Encéphalopathie Spongiforme Bovine en France et en Europe.
- Timperio, A., Crawford, D., Telford, A., & Salmon, J. (2004). Perceptions about the local neighborhood and walking and cycling among children. *Preventive Medicine*, 38(1), 39-47.
- Transport Data Centre. (2003). *Household Travel Survey: Summary Report*. Sydney: NSW Department of Infrastructure, Planning and Natural Resources. Tiré de www.bts.nsw.gov.au/.../79/r2003-04-hts-summary-report.pdf.aspx.
- Tudor-Locke, C., Ainsworth, B.E., Adair, L.S., & Popkin, B.M. (2003). Objective physical activity of Filipino youth stratified for commuting mode to school. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 35(3), 465.
- Van Der Ploeg, H.P., Merom, D., Corpuz, G., & Bauman, A.E. (2008). Trends in Australian children traveling to school 1971-2003: burning petrol or carbohydrates? *Preventive Medicine*, 46(1), 60-62.

- Wang, Y., & Lobstein, T. (2006). Worldwide trends in childhood overweight and obesity. *International Journal of Pediatric Obesity*, 1(1), 11-25.
- Wanner, P., Fei, P., & Duchêne, J. (2000). Une application de la méthode Age, Période, Cohorte (APC).
- Wen, L.M., Fry, D., Rissel, C., Dirkis, H., Balafas, A., & Merom, D. (2008). Factors associated with children being driven to school: implications for walk to school programs. *Health education research*, 23(2), 325.
- Yang, Y., Fu, W.J., & Land, K.C. (2004). A Methodological Comparison of Age-Period-Cohort Models: The Intrinsic Estimator and Conventional Generalized Linear Models. *Sociological Methodology*, 34(1), 75-110.
- Yang, Y., Schulhofer-Wohl, S., Fu, W.J., & Land, K.C. (2008). The Intrinsic Estimator for Age-Period-Cohort Analysis: What It Is and How to Use It1. *American Journal of Sociology*, 113(6), 1697-1736.
- Yarlagadda, A.K., & Srinivasan, S. (2008). Modeling children's school travel mode and parental escort decisions. *Transportation*, 35(2), 201-218.
- Yeung, J., Wearing, S., & Hills, A.P. (2008). Child transport practices and perceived barriers in active commuting to school. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 42(6), 895-900.
- Zwerts, E., & Wets, G. (2006). *Children's travel behaviour: a world of difference*. Communication présentée à TRB 2006, Washington, U.S.A. Tiré de <http://hdl.handle.net/1942/1447>

Annexe 1 – Paramétrage⁵ du module apc_ie pour Stata



⁵ Informations tirées de Yang, Y., Fu, W.J., & Land, K.C. (2004). A Methodological Comparison of Age-Period-Cohort Models: The Intrinsic Estimator and Conventional Generalized Linear Models. *Sociological Methodology*, 34(1), 75-110.

Annexe 2 – Index des variables

Variable	Signification	Codification
perslogi	Nombre de personnes dans le ménage	1, 2, 3, etc.
plogi1	Ménage d'une personne	Binaire
plogi2	Ménage composé de 2 personnes	Binaire
plogi3	Ménage composé de 3 personnes	Binaire
plogi4	Ménage composé de 4 personnes	Binaire
plogi5plus	Ménage composé de plus de 4 personnes	Binaire
nodeplac	BD déplacements: "Rang" du déplacement	1, 2, 3, etc.
	BD personnes: Nombre total de déplacements	1, 2, 3, etc.
sexe	Genre de l'individu (0 : Fille, 1: Garçon)	Binaire
ap	Déplacement effectué en auto passager	Binaire
pied	Déplacement effectué à pied	Binaire
bike	Déplacement effectué à vélo	Binaire
tcbs	Déplacement effectué en transport collectif (public ou scolaire)	Binaire
mt1	Déplacement effectué pour un motif travail	Binaire
mt2	Déplacement effectué pour un motif études	Binaire
st1	Statut : travailleur	Binaire
st2	Statut : étudiant	Binaire
automenage	Disponibilité d'au moins une voiture dans le ménage	Binaire
motor	Taux de motorisation (nombre de voiture / nombre d'individus de 16 ans et plus au sein du ménage)	Continue
dcv	Distance entre le domicile et le centre-ville de Montréal	Continue
dens	Catégories de densité observée au lieu de résidence	1 à 6
dens1	Densité < 1 500 hab./km ²	Binaire
dens2	1 500 hab./km ² < Densité < 4 500 hab./km ²	Binaire
dens3	4 500 hab./km ² < Densité < 7 500 hab./km ²	Binaire
dens4	7 500 hab./km ² < Densité < 10 500 hab./km ²	Binaire
dens5	10 500 hab./km ² < Densité < 13 500 hab./km ²	Binaire
dens6	Densité > 13 500 hab./km ²	Binaire
amoylogi	Âge moyen des membres du ménage	Continue
Dmoy	Distance moyenne des déplacements réalisés par un individu	Continue

Annexe 3 – Descriptif des variables de la BD individus⁶

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
plogi1	334978	.054529	.2270588	0	1
plogi2	334978	.1977652	.3983147	0	1
plogi31	334978	.2193666	.4138181	0	1
plogi4	334978	.3286753	.4697324	0	1
plogi5plus	334978	.1996639	.3997483	0	1
nodeplac	334978	2.872186	1.474929	1	24
dmoy	332658	11.43839	16.18314	0	979.26
sexe	334978	.5091051	.4999178	0	1
ap	334978	.2139991	.4101268	0	1
pied	334978	.1706231	.3761799	0	1
bike	334978	.0166698	.1280309	0	1
tcbs	334978	.3558681	.4787762	0	1
mt1	334978	.4212127	.4937543	0	1
mt2	334978	.4522864	.497719	0	1
st1	334978	.4141705	.4925789	0	1
st2	334978	.4403334	.4964279	0	1
automenage	334978	.8909928	.3116487	0	1
motor	334586	.6713502	.4055293	0	14
dcv	334978	16.93782	11.81192	.08	83.56
dens1	334978	.2473924	.4314973	0	1
dens2	334978	.3959215	.4890484	0	1
dens3	334978	.1395196	.3464885	0	1
dens4	334978	.086137	.2805667	0	1
dens5	334978	.0572844	.2323855	0	1
dens6	334978	.0737451	.2613561	0	1
amoylogi	334586	26.91879	7.754517	0	74.8988

⁶ Données tirées des enquêtes OD de 1987, 1993, 1998, 2003 et 2008. Population restreinte aux individus de 5 à 39 ans. *Amoylogi*, *motor* et les variables de densité ont toutefois été calculés à partir des ensembles de données complets.

Annexe 4 – Descriptif des variables de la BD déplacements⁷

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
dens1	535332	.2439066	.4294374	0	1
dens2	535332	.3997202	.4898412	0	1
dens3	535332	.1394835	.3464507	0	1
dens4	535332	.0859822	.280338	0	1
dens5	535332	.0565985	.2310741	0	1
dens6	535332	.074309	.2622734	0	1
dcv	535332	16.82171	11.7095	.08	83.56
sexe	535332	.4989745	.4999994	0	1
d_vol_o	535332	7.543581	12.68412	0	583.58
mt1	535332	.2929434	.4551131	0	1
mt2	535332	.3168408	.4652452	0	1
st1	535332	.4470254	.4971862	0	1
st2	535332	.3934549	.4885167	0	1
automenage	535332	.8971797	.3037243	0	1
motor	534736	.6887702	.408042	0	14
plogi1	535332	.062606	.2422532	0	1
plogi2	535332	.2021157	.4015784	0	1
plogi3	535332	.2212851	.4151124	0	1
plogi4	535332	.3252486	.4684681	0	1
plogi5plus	535332	.1887446	.3913059	0	1
amoylogi	534736	26.50758	7.694139	0	74.8988

⁷ Données tirées des enquêtes OD de 1987, 1993, 1998, 2003 et 2008. Population restreinte aux déplacements des individus de 5 à 39 ans. *Amoylogi*, *motor* et les variables de densité ont toutefois été calculés à partir des ensembles de données complets.